

UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM EDUCAÇÃO - (PPGED)

ANDRÉ VINÍCIUS GONÇALVES

**MODELAGEM AUTOMÁTICA E DINÂMICA DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM EM
SISTEMAS ADAPTATIVOS E INTELIGENTES PARA EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA:
ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DUAS ABORDAGENS**

Diamantina - MG

Junho 2016

ANDRÉ VINÍCIUS GONÇALVES

**MODELAGEM AUTOMÁTICA E DINÂMICA DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM EM
SISTEMAS ADAPTATIVOS E INTELIGENTES PARA EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA:
ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DUAS ABORDAGENS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Educação, para a obtenção do título de Mestre.

Orientador: Prof. Dr. Alessandro Vivas Andrade

**Diamantina - MG
Junho 2016**

Ficha Catalográfica – Serviço de Bibliotecas/UFVJM
Bibliotecário Anderson César de Oliveira Silva, CRB6 – 2618.

G635m	<p>Gonçalves, André Vinícius</p> <p>Modelagem automática e dinâmica de estilos de aprendizagem em sistemas adaptativos e inteligentes para educação a distância: estudo comparativo entre duas abordagens / André Vinícius Gonçalves. – Diamantina, 2016.</p> <p>126 p. : il.</p> <p>Orientador: Alessandro Vivas Andrade</p> <p>Dissertação (Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Educação) - Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, 2015.</p> <p>1. Estilos de Aprendizagem. 2. Sistema de Gerenciamento de Aprendizagem (SGA). 3. Sistema Adaptativo e Inteligente para Educação (SAIE). 4. Inteligência Artificial (IA). 5. Modelo de Estilo de Aprendizagem Felder-Silverman's. I. Título. II. Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri.</p> <p>CDD 374.4</p>
-------	---

Elaborado com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

ANDRÉ VINÍCIUS GONÇALVES

**MODELAGEM AUTOMÁTICA E DINÂMICA DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM EM
SISTEMAS ADAPTATIVOS E INTELIGENTES PARA EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA:
ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DUAS ABORDAGENS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Educação, para a obtenção do título de Mestre.

Trabalho aprovado. Diamantina - MG, 18 de dezembro de 2015:

Prof. Dr. Alessandro Vivas Andrade
Orientador

Profa. Dra. Luciana Pereira de Assis

Prof. Dr. Cristiano Grijó Pitangui

Prof. Dr. Fabiano Azevedo Dorça

Prof. Me. André Luiz Maravilha Silva

**Diamantina - MG
Junho 2016**

Dedico este trabalho especialmente à minha mãe, Regina Souza Vieira, pelo seu esforço incansável e cuidado de todos. Os sentimentos de amor, admiração e respeito são pequenos para descrever o que sinto. Sua perseverança e superação me inspiram dia após dia.

AGRADECIMENTOS

Dedico este trabalho, primeiramente a Deus, porque sem ele nada seria possível.

A toda minha família, que me apoiou nos momentos em que precisei. Em especial à minha mãe, que me encorajou a seguir em frente, nos momentos em que queria desistir desta e de outras caminhadas.

Agradeço ao meu orientador, Alessandro Vivas Andrade, a colaboração, a paciência e a disposição em compartilhar seus conhecimentos durante todo o desenvolvimento do trabalho, além de mais uma amizade formada.

Agradeço ao professor Fabiano Azevedo Dorça a ajuda e a contribuição nas respostas aos meus questionamentos por *e-mail*, mas sobretudo por ceder o código fonte do sistema desenvolvido em sua tese, para que fossem feitas adaptações e testes computacionais.

À Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM), na qual tive a oportunidade de cursar o Mestrado em Educação (PPGED).

A todos os colegas e professores, agradeço o apoio que nunca me foi negado.

*“Não vos amoldeis às estruturas deste mundo,
mas transformai-vos pela renovação da mente,
a fim de distinguir qual é a vontade de Deus:
o que é bom, o que lhe é agradável, o que é perfeito.”
(Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2)*

RESUMO

Nos últimos dez anos muitos pesquisadores têm realizado estudos sobre assistência personalizada e inteligente em Ambientes Educacionais a Distância, baseada na identificação dos Estilos de Aprendizagem. Sabe-se que o aprendizado é algo extremamente particular, pois cada estudante possui estilos próprios e pode sofrer mudanças diante de situações diversas como, por exemplo, objetivo, motivação, personalidade, etc. Por isso, o conceito de adaptabilidade do conteúdo didático tem se tornado de grande importância na personalização do Sistema de Gerenciamento de Aprendizagem (SGA). Diante desse fato, [Dorça \(2012\)](#) propõe uma abordagem de Sistema Adaptativo e Inteligente para Educação (SAIE), utilizando técnicas probabilísticas e Inteligência Artificial (IA), capaz de detectar e adaptar, de maneira dinâmica e automática, os estilos de aprendizagem do estudante, considerando o Modelo de Estilo de Aprendizagem Felder-Silverman's. Após pesquisa detalhada, foram propostas algumas adaptações baseadas na abordagem original, alterando o funcionamento de dois componentes específicos: o Módulo Pedagógico e o Componente de Modelagem do Estudante. Além disso, propõe-se uma nova estrutura do Modelo Estudante, contemplando o histórico de desempenho do aluno nos processos avaliativos. Por conseguinte, realizaram-se testes para avaliar os impactos de tais mudanças por meio uma comparação estatística utilizando o método T-Pareado. Pelos resultados obtidos, as ideias deste trabalho proporcionaram uma melhora média de 6,07% no desempenho avaliativo do estudante e uma redução média de 68,27% nos problemas de aprendizagem, demonstrando eficiência e eficácia da proposta.

Palavras-chaves: Estilos de Aprendizagem, Sistema de Gerenciamento de Aprendizagem (SGA), Sistema Adaptativo e Inteligente para Educação (SAIE), Inteligência Artificial (IA), Modelo de Estilo de Aprendizagem Felder-Silverman's.

ABSTRACT

Since last decade many researchers have been conducting studies on personalized and intelligent assistance in distance education based on identification of learning styles. It is known that learning is something very particular because each student has their own styles and are subject to change on a variety of situations such as goal, motivation, personality, etc. Therefore, this study discusses the concept of adaptability of educational content as a way to provide customization of Learning Management System (LMS). Through probabilistic techniques and Artificial Intelligence (AI), [Dorça \(2012\)](#) proposed a approach Adaptive and Intelligent System for Education (AIES) able to dynamically and automatically detect, select and adapt learning objects based on the student's profile through Felder-Silverman Learning Styles Model (FSLSM). After detailed study, it has been proposed some adaptations based on this approach, thereby altering the operation of two specific components: the Pedagogical Module and the Student Modeling Component. In addition, it is proposed a new structure Model Student, considering learner performance history in the evaluation processes. Therefore, it carried out tests to assess the impacts of such changes through a statistical comparison by T-Paired method. From the results, the ideas in this work provides an average improvement of 6.07% in the performance evaluation of the student and an average reduction of 68.27% in the learning problems, demonstrating proposal of efficiency and effectiveness.

Key-words: Learning Style, Learning Management System (LMS), Adaptive and Intelligent System for Education (AIES), Artificial Intelligence (AI), Felder-Silverman Learning Styles Model (FSLSM).

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Modelo FSLSM.	25
Figura 2 – Domínios educacionais do processo de aprendizagem.	27
Figura 3 – Categorias do domínio cognitivo da Taxonomia de Bloom.	28
Figura 4 – Novas Categorias do domínio cognitivo da Taxonomia de Bloom. . .	28
Figura 5 – Um agente interagindo com um ambiente.	42
Figura 6 – Agente interage com ambientes através de sensores e atuadores. .	43
Figura 7 – Exemplo de uma política de Aprendizagem por Reforço.	46
Figura 8 – Modelo Teórico de AR.	47
Figura 9 – Exemplo de Cadeia de Markov.	52
Figura 10 – Componentes de um STI.	55
Figura 11 – Representação gráfica da estrutura de hipermídia.	57
Figura 12 – Fluxograma da abordagem proposta por Dorça (2012).	58
Figura 13 – Cadeias de Markov do processo estocástico de seleção de uma CEA.	64
Figura 14 – Diagrama de componentes segundo a proposta do SAIE.	72
Figura 15 – Cadeias de Markov do processo estocástico de seleção de uma CEA utilizando o MP modificado.	78
Figura 16 – Redução da DEA.	81
Figura 17 – Incremento da DEA.	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Currículo de abordagens moderna e pós-moderna.	33
Tabela 2 – Comparação entre os modelos de aprendizagem.	38
Tabela 3 – Algumas definições sobre IA divididas em quatro categorias.	41
Tabela 4 – Paralelo entre dois tipos de sistemas.	53
Tabela 5 – Modelo Estudante.	60
Tabela 6 – Exemplo Modelo Estudante.	61
Tabela 7 – Exemplo Probabilidades CEA.	65
Tabela 8 – Exemplo do histórico de desempenho.	76
Tabela 9 – Modelo Estudante Adaptado.	76
Tabela 10 – Peso das Médias Aritméticas de acordo com Tabela 9.	77
Tabela 11 – Médias Aritméticas, por estilo de acordo com Tabela 8.	79
Tabela 12 – Exemplo atualizado do histórico de desempenho.	83
Tabela 13 – Médias Aritméticas atualizadas por estilo de acordo com Tabela 12.	84
Tabela 14 – Modelo Estudante Adaptado de acordo com a Tabela 13 e a Equação 3.7.	84
Tabela 15 – ME Inicial - Testes.	87
Tabela 16 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	89
Tabela 17 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	90
Tabela 18 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	90
Tabela 19 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	91
Tabela 20 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	92
Tabela 21 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	92
Tabela 22 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	93
Tabela 23 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	94
Tabela 24 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	94
Tabela 25 – Resumo dos resultados do Teste I.	95

Tabela 26 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	95
Tabela 27 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	96
Tabela 28 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	96
Tabela 29 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	97
Tabela 30 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	98
Tabela 31 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	98
Tabela 32 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	99
Tabela 33 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	100
Tabela 34 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	100
Tabela 35 – Resumo dos resultados do Teste II.	100
Tabela 36 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	116
Tabela 37 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	117
Tabela 38 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	117
Tabela 39 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	118
Tabela 40 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	119
Tabela 41 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	119
Tabela 42 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	120
Tabela 43 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	121
Tabela 44 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	121
Tabela 45 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	122

Tabela 46 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	123
Tabela 47 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.	123
Tabela 48 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	124
Tabela 49 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	125
Tabela 50 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.	125
Tabela 51 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	126
Tabela 52 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	127
Tabela 53 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.	127

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AR	Aprendizagem por Reforço.
AVA	Ambiente Virtual de Aprendizagem.
CAI	<i>Computer Aided Instruction.</i>
CEA	Combinação de Estilo de Aprendizagem.
CME	Componente de Modelagem do Estudante.
DEA	Diferença Absoluta entre Estilos de Aprendizagem.
EA	Estilo de Aprendizagem.
EA_P	Estilo de Aprendizagem Probabilístico.
EA_R	Estilo de Aprendizagem Real.
EAD	Educação a Distância.
FSLSM	<i>Felder-Silverman's Learning Styles Model</i>
IA	Inteligência Artificial.
ILSQ	<i>Index of Learning Styles Questionnaire.</i>
IMS	<i>Instructional Management Systems.</i>
LMS	<i>Learning Management System.</i>
MDP	<i>Markov Decision Process.</i>
ME	Modelo Estudante.
MP	Módulo Pedagógico.
OA	Objetivo de Aprendizagem.
PFM	Performance do Estudante na Seção de Aprendizagem.
PESDE	Processo Estocástico de Simulação de Desempenho do Estudante.
SAIE	Sistema Adaptativo e Inteligente para Educação
SGA	Sistemas de Gerenciamento de Aprendizagem.
SHA	Sistemas de Hipermídia Adaptativo.

STI	Sistemas de Tutores Inteligentes.
TIC	Tecnologia de Informação e Comunicação.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Hipóteses	19
1.2	Objetivos	20
1.3	Justificativa	21
1.4	Metodologia	22
1.5	Estrutura da Dissertação	23
2	REFERENCIAL TEÓRICO	24
2.1	Teorias de Aprendizagem	24
2.1.1	Estilos de Aprendizagem	24
2.1.2	Taxonomia de Bloom	26
2.2	Educação a Distância	29
2.3	Tecnologias da Informação e Comunicação	33
2.3.1	Sistemas de Gestão de Aprendizagem	37
2.4	Inteligência Artificial	39
2.4.1	Aprendizagem por Reforço	45
2.4.2	Cadeias Markov	49
2.5	Sistemas Especialistas na Educação a Distância	52
2.5.1	Sistemas de Tutores Inteligentes	52
2.5.2	Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação	56
2.5.3	Abordagem Adaptativa de EA em SAIE - Modelagem de Dorça	57
2.5.3.1	Modelo Estudante	59
2.5.3.2	Módulo Pedagógico	62
2.5.3.3	Componente de Modelagem do Estudante	65
2.5.3.4	Simulação de Aprendizagem	70
2.5.3.5	Arquitetura do Sistema	71
3	DESENVOLVIMENTO	74
3.1	Modelo Estudante	75
3.2	Módulo Pedagógico	76
3.3	Componente de Modelagem do Estudante	79
3.3.1	Funcionamento do Componente de Modelagem do Estudante	83
4	TESTES EXPERIMENTAIS	85
4.1	Métodos de Experimentação	85
4.2	Teste 1	88

4.2.1	Carga de Trabalho de 15 conceitos	88
4.2.2	Carga de Trabalho de 30 conceitos	89
4.2.3	Carga de Trabalho de 60 conceitos	90
4.2.4	Conclusão Teste I	92
4.3	Teste 2	93
4.3.1	Carga de Trabalho de 15 conceitos	94
4.3.2	Carga de Trabalho de 30 conceitos	96
4.3.3	Carga de Trabalho de 60 conceitos	97
4.3.4	Conclusão Teste II	99
5	CONCLUSÃO	101

Referências	104
-----------------------	-----

APÊNDICES 114

	APÊNDICE A – EXPERIMENTOS COMPLEMENTARES	115
A.1	Teste 1	115
A.1.1	Carga de Trabalho de 15 conceitos	115
A.1.2	Carga de Trabalho de 30 conceitos	117
A.1.3	Carga de Trabalho de 60 conceitos	119
A.2	Teste 2	120
A.2.1	Carga de Trabalho de 15 conceitos	122
A.2.2	Carga de Trabalho de 30 conceitos	124
A.2.3	Carga de Trabalho de 60 conceitos	126

1 INTRODUÇÃO

O advento da Internet e das Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) tem contribuído para a promoção de um novo paradigma social de acessibilidade e conectividade ao mundo do saber. Nesse contexto, surge uma sociedade baseada na informação, no conhecimento e no aprendizado. (COUTINHO; LISBÔA, 2011).

De acordo com Primo (2000) e Ferreira e Bianchetti (2004), as TICs podem agregar um novo valor às práticas de ensino-aprendizagem, pois criam tempos e espaços interativos e descentralizados, possibilitados pelas múltiplas disposições de comunicação.

Essa transformação impulsionou o desenvolvimento de outras áreas, surgindo, assim, novas formas de geração e disseminação do conhecimento. Dentre as áreas beneficiadas está a Educação a Distância (EAD) que se tornou, hoje, uma alternativa não apenas para a ampliação do acesso à informação, mas também uma nova solução de melhoria na qualidade do ensino estimulando o conhecimento por meio dos diferentes modos de ensinar. (BELLONI, 2008).

Levando em consideração que educação é “estratégia básica de formação humana, aprender a aprender, saber pensar, criar, inovar, construir conhecimento, participar etc.” (MAROTO, 1995, pág. 5), o desafio se torna maior quando existe o requisito distância.

Para Costas (2002, pág. 1) a EAD é um “processo de ensino-aprendizagem, mediado por tecnologias, onde professores e alunos estão separados espacial e/ou temporalmente”. As novas possibilidades criam um novo canal de conhecimento e ensinam, de forma atraente e evolutiva, sem limitações de espaço e tempo. (MORAN; SALGADO; AMARAL, 2008). A EAD, como prática educativa e instrumento de democratização do conhecimento, deve superar as exigências em busca de uma sociedade mais justa, solidária e igualitária. (PRETI, 1996). Enquanto prática mediatizada é “um processo lógico de planejamento, como um modo de pensar os currículos, os métodos, os procedimentos, a avaliação, os meios, na busca de tornar possível o ato educativo.” (MAROTO, 1995, pág. 10).

Segundo Santana e Encimas (2007), a EAD exigiu aperfeiçoamento das práticas pedagógicas, provocando o surgimento dos Sistemas de Gestão de Aprendizagem (SGA) que, mediante as configurações das estratégias de comunicação e aprendizagem, são capazes criar um espaço propenso ao aprendizado, provendo interações das pessoas com os objetos de conhecimento.

Esse espaço, denominado de Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA), está relacionado com a gerência do aluno e conteúdo, interatividade, navegação, arquitetura da informação e design gráfico e, por isso, tem influência na percepção do usuário

(RAPUANO; ZOINO, 2006).

Atualmente os AVA fornecem grande apoio aos professores na organização dos cursos on-line. Embora estejam bem difundidos e apresentem boas funcionalidades multimídias para o gerenciamento administrativo e pedagógico, ainda carecem de recursos que considerem as características individuais dos estudantes. (MARCONDES; KIENBAUM; CARVALHO, 2008). De acordo com Helic, Hrastnik e Maurer (2005) e Kim et al. (2011), a maioria desses sistemas têm uma limitação quanto à personalização automática do conteúdo proposto, sendo uma característica ausente até mesmo nos principais sistemas comerciais de aprendizagem.

De acordo com Graf e Kinshuk (2010), considerar particularidades em relação a, por exemplo, estilos de aprendizagem, habilidades cognitivas, interesses, motivação, dentre outras, tem um efeito positivo na ampliação do aprendizado e na evolução dos parâmetros avaliativos. Segundo Gilbert e Han (1999), todos têm preferências que os permitem aprender de maneira eficaz e com maior nível de compreensão.

Portanto, considerar Estilos de Aprendizagem (EA) dos estudantes, no processo de ensino-aprendizagem, proporciona explorar, com maior facilidade, as habilidades individuais. (LAI, 2003). Silva (2006) reforça que o perfil de aprendizagem pode indicar desde prováveis pontos fortes até hábitos que assinalam tendências, a dificuldades na vida acadêmica.

Órgãos internacionais, como o *IMS Global Learning Consortium*¹, reconhecem a importância da personalização do ambiente de aprendizagem. (SANGINETO E., 2008). Em virtude disto, aplicações educacionais avançadas vêm sendo pesquisadas e desenvolvidas para ajustar o conteúdo didático, de maneira dinâmica e automática, criando experiências individualizadas.

Marion e Marion (2006) asseguram que os métodos utilizados pelos professores, no processo de ensino-aprendizagem, são de fundamental importância para o sucesso do aluno. Sendo assim, o reconhecimento dos estilos individuais pode auxiliar na elaboração das aulas pelos professores.

Quando os estilos de aprendizagem não são atendidos, os estudantes podem se tornar entediados, desatentos, desmotivados quanto ao conteúdo didático. (FELDER; SILVERMAN, 1988). Dessa forma, o grau de insegurança pode levar, em certos caso, à mudança de curso e até mesmo ao abandono dos estudos.

Por isso, as teorias pedagógicas defendem a necessidade de personalizar o curso, por meio do uso de materiais didáticos, conservando as individualidades. O método consiste na identificação do perfil do estudante e depois na adaptação do conteúdo.

O processo de detecção do perfil pode acontecer de várias maneiras. Uma

¹ Consórcio global composto por membros educacionais, comerciais e governamentais com o propósito de padronizar e desenvolver uma padrão/arquitetura aberta para o ensino *online* (IMS, 2015)

alternativa são os testes psicométricos - questionários submetidos aos estudantes para descobrir suas preferências. Entretanto, [Graff, Lin e Kinshuk \(2007\)](#) e [Price \(2004 apud DORÇA, 2012\)](#) advertem sobre a imprecisão e o grau de incerteza do método, em decorrência da dificuldade de auto-avaliação do estudante e por demandarem conhecimento metacognitivo, além de tempo e paciência. ([DORÇA, 2012](#)).

De acordo com [Graf, Kinshuk e Liu \(2009\)](#), sistemas automatizados são capazes de detectar EA de maneira correta e contínua, tendem a ser mais precisos e permitem que o aluno se concentre exclusivamente no aprendizado, evitando a necessidade de informar explicitamente suas preferências.

Diante dessa problemática, [Dorça et al. \(2011\)](#) e [Dorça \(2012\)](#) propuseram uma abordagem capaz de modelar o conteúdo didático, considerando os estilos de aprendizagem de cada estudante. Trata-se de um processo de inferência automático e livre de auto-concepções imprecisas.

Assim, pretende-se investigar as minúcias da proposta defendida por [Dorça \(2012\)](#). Ela apresenta consistência na detecção do perfil e adaptação do conteúdo didático? Trata-se de uma proposta eficaz? Por isso, faz-se necessário avaliar suas características e, se houver necessidade, propor melhorias com o objetivo de aprimorar o processo de aprendizagem.

1.1 Hipóteses

A ideia defendida por [Dorça \(2012\)](#) está inserida no contexto de Sistema Adaptativo e Inteligente para Educação (SAIE) e foi dividida em três componentes: Modelo Estudante (ME), Módulo Pedagógico (MP) e Componente de Modelagem do Estudante (CME).

Segundo [Dorça \(2012\)](#), cada um deles tem suas funções específicas. O ME é o componente responsável por armazenar todas as características do estudante, sobretudo os EA que sustentam a estrutura central do sistema. O MP tem a missão de selecionar uma Combinação de Estilos de Aprendizagem (CEA) pela qual será definido o formato do conteúdo. Ele estabelece uma estratégia de estudo ao aluno, apresentando os objetos de aprendizagem de acordo com o ME.

O processo avaliativo é de extrema importância e funciona como um *feedback*. Ele é o controle principal para correção automática dos EA. Isto é, à medida que o estudante interage com o sistema, por meio das avaliações, é possível qualificar o aprendizado. Baseado na nota obtida, o CME ajusta as preferências contidas no ME por meio de Aprendizagem por Reforço (AR), dadas algumas regras preestabelecidas.

O modelo *Felder-Silverman's Learning Styles Model* (FSLSM), proposto por [Felder e Silverman \(1988\)](#), dá suporte quanto à teoria de EA no trabalho de [Dorça \(2012\)](#). Esse modelo é composto por quatro dimensões, sendo que cada uma possui

duas opções de estilos, modeladas em percentuais numéricos.

No FSLSM, os estilos são considerados como tendências, ou seja, cada pessoa possui uma predisposição a um deles, sem excluir a presença do outro. (KINSHUK; LIU; GRAF, 2009). Dessa forma, esse conceito permite considerar exceções e ocorrências extraordinárias.

Diante do problema apresentado no tópico anterior e da abordagem de Dorça et al. (2011) e (DORÇA, 2012), sobre a capacidade de adaptar o conteúdo, conforme as características do estudante, algumas hipóteses podem ser consideradas:

- a) Outras variáveis, como por exemplo, a frequência e o histórico individual de desempenho, podem auxiliar na representação do ME e colaborar na detecção e particularização do ambiente.
- b) A definição de novos métodos para selecionar a CEA que adapta o conteúdo didático pode tornar o processo mais eficaz, proporcionando maior aprendizado e menor ocorrência de problemas de aprendizagem.
- c) De acordo com Dorça et al. (2013a), os melhores resultados na detecção dos EA são obtidos na atualização do ME, quando ocorre a falha do processo de aprendizagem. Em outras palavras, há uma penalização quando o desempenho do estudante é menor que um percentual mínimo exigido para avançar ao próximo estágio. Contudo, entende-se que a atualização também possa ocorrer no sucesso, desde que seja realizado corretamente.

1.2 Objetivos

Analisar a abordagem estocástica para a detecção dinâmica e automática de EA, apresentada por Dorça (2012), baseado no desempenho do aluno nos processos avaliativos.

A principal finalidade desta dissertação é avaliar o trabalho defendido por Fabiano Dorça, submetendo a testes computacionais com diferentes parâmetros e cargas de trabalho. Observar o comportamento dos resultados, sobretudo nas seguintes métricas: problemas de aprendizagem e desempenho do aprendizado. No Capítulo 4 há maiores detalhes sobre essas questões.

Os objetivos específicos desta dissertação estão assim definidos:

- a) Analisar o comportamento da função de Reforço – valor quantitativo calculado e utilizado para o ajuste do EA – de modo que possam maximizar o ajuste do ME. Implementar outras opções, tais como, lineares, parábolas, exponenciais, entre outras.
- b) Desenvolver novas estratégias para a escolha da CEA pelo MP de modo que se aproxime dos EA do estudante, diminuindo a quantidade de problemas de aprendizagem.

- c) Propor novas regras para a atualização do ME. Neste trabalho, o desempenho no processo de aprendizagem é medido pela nota da atividade avaliativa, ao fim de cada sessão de conteúdo didático. Portanto, se ocorre uma nota abaixo do percentual mínimo aceitável, é detectado uma dificuldade de aprendizagem e o sistema faz o ajuste do ME, depreciando os EA presentes na CEA escolhida pelo MP. Entretanto, faz-se necessário investigar outras propostas de atualização complementar para uma convergência mais rápida ao ponto ideal.

1.3 Justificativa

Nos últimos anos, a modalidade de EAD vem crescendo impulsionada pelo aumento da demanda, sobretudo na educação de nível superior, pela necessidade de se flexibilizar o sistema tradicional e pela redução dos custos da educação formal. Somado a isso, está o notável avanço das TIC que permitiram a utilização de diferentes instrumentos multimídias, diminuindo a barreira da distância e proporcionando novas formas de apreciação das mídias de comunicação. (STUMPF, 2010).

Mesmo com o avanço das TIC, os AVA não priorizam a adaptação do conteúdo, de acordo com as particularidades de cada aluno, visando auxiliá-lo nas dificuldades e/ou explorar suas virtudes. Trata-se de uma melhora na qualidade do processo de ensino-aprendizagem.

Portanto, este trabalho se justifica, pois embora os AVAs ofereçam gerenciamento de conteúdo (aulas, questionários, trabalhos, fóruns, etc.), eles ainda carecem de uma estrutura capaz de proporcionar ao aluno a apresentação do conteúdo de acordo com as suas preferências.

Felder e Spurlin (2005) dizem que os estudantes apresentam tendências de preferenciais, que estão relacionadas às formas de receber, processar, trabalhar, perceber e organizar a informação. Por exemplo, alguns ficam confortáveis com as teorias e abstrações; outros se adaptam melhor com fatos e fenômenos; alguns preferem uma aprendizagem ativa e/ou colaborativa; outros se inclinam para a introspecção; há aqueles que preferem informações visuais, figuras e diagramas, outros gostam de conteúdo textual e linguagens verbais.

Portanto, utilizar material e atividades instrucionais que vão ao encontro dos EA torna o processo de aprendizagem mais efetivo (DORÇA, 2012), ou seja, quanto mais adaptado estiver o conteúdo, maiores as chances de aprendizado. Entretanto, a identificação do perfil ideal do estudante é complexo e envolve diversas variáveis. (FELDER; BRENT, 2005).

Dessa forma, é necessário uma sistematização robusta capaz de assegurar a confiabilidade dos resultados. (GRAFF; LIN; KINSHUK, 2007). Por tal motivo, conforme

supracitado, pretende-se investigar a proposta defendida por Dorça (2012), avaliando a eficiência e eficácia do método por meio de simulação estocástica e testes computacionais. Não foram utilizados estudantes reais, pois a experimentação demanda quantias consideráveis de recursos financeiros, humanos e tempo na organização e elaboração de um curso a distância.

1.4 Metodologia

O desenvolvimento desta dissertação se deu a partir da extensão das ideias defendidas por Dorça (2012). Na verdade, foram desenvolvidas contribuições complementares para aprimorar a qualidade adaptativa do sistema.

A primeira contribuição foi no CME, buscando desenvolver novas políticas de atualização do ME, baseadas no êxito dos processos avaliativos. Uma espécie de recompensa para o estudante, diante de uma tarefa bem executada.

A segunda contribuição esteve focada no MP, que passou a selecionar estocasticamente as CEA de maneira diferente. Na proposta original, os percentuais de EA refletem probabilidades de afinidade à determinado estilo. Eles eram o único controle de influência da escolha. Mediante uma nova composição do ME, contendo adicionalmente a média histórica de desempenho para cada estilo do modelo FSLSM, criou-se um novo cálculo. Essa variável adicional exerce a função de um peso aos valores dos EA, favorecendo ou inibindo sua seleção.

Em ambas as propostas, a modelagem da estrutura estocástica foi implementada por meio de Cadeias de Markov, devido à simplicidade e pelo seu aspecto probabilístico que permeia o problema. (DORÇA, 2012).

As contribuições foram avaliadas de maneira independente. Foram realizadas duas análises, utilizando os resultados de amostras e comparando-os estatisticamente. Em uma, a apreciação foi entre a teoria de Dorça (2012) e a proposta do novo CME. Na outra, a verificação consistiu no paralelo entre as duas contribuições mencionadas nesta seção, uma contendo apenas o novo CME e a outra com as duas propostas deste trabalho, ou seja, MP e CME juntos.

Em resumo, a metodologia seguiu o desenvolvimento dos seguintes componentes:

- a) Martins et al. (2008, pag. 3) sugere que o ME seja composto por características que identifiquem o aluno, como por exemplo, nível cognitivo, objetivo, preferências, perfil acadêmico, personalidade, entre outras. Dessa forma, foi modificado o ME para armazenar além das tendências das dimensões do FSLSM de cada estudante, a média histórica de desempenho, separada por estilo.
- b) Ajuste do MP para selecionar a melhor estratégia pedagógica, de acordo com

as informações armazenadas no ME e também do histórico de desempenho em cada EA.

- c) Utilização o algoritmo de AR *Q-learning* para ajustar automaticamente os estilos do ME, com objetivo o de customizar o ambiente de aprendizagem. Desenvolvimento de uma nova estratégia de intervenção no ME, quando ocorre um bom desempenho por parte do estudante.
- d) Comprovação dos resultados, através de testes e comparações estatísticas por meio do método T-Pareado.

1.5 Estrutura da Dissertação

Os demais capítulos ficaram estruturados da seguinte forma: o [Capítulo 2](#) apresenta o referencial teórico, com alguns temas que fundamentam a dissertação; o [Capítulo 3](#) contém detalhes da proposta de modificação no funcionamento de dois aspectos desenvolvidos na abordagem criada por [Dorça \(2012\)](#); no [Capítulo 4](#), avalia-se o impacto de tais alterações por meio da discussão e confronto dos resultados obtidos na simulação computacional entre a abordagem de [Dorça \(2012\)](#) e as ideias construídas neste trabalho; a conclusão e as considerações finais são apresentadas no [Capítulo 5](#).

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo apresenta fundamentos teóricos que servem como sustentação para a construção da abordagem proposta. A [seção 2.1](#) descreve sobre teorias de aprendizagem, como Estilos de Aprendizagem e Taxonomia de Bloom; a [seção 2.2](#) reflete sobre questões que envolvem a Educação a Distância (EAD); a [seção 2.3](#) discute sobre as Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC), sobretudo os Sistemas de Gestão de Aprendizagem (SGA); a [seção 2.4](#) apresenta conceitos sobre Inteligência Artificial (IA), Aprendizagem por Reforço e Cadeias de Markov; a [seção 2.5](#) contém conceitos sobre os sistemas que fornecem instruções automatizadas de aprendizado e conteúdo didático personalizado.

2.1 Teorias de Aprendizagem

Esta seção trata de questões relacionadas ao processo de ensino-aprendizagem, sobretudo estilos, modelos e níveis cognitivos.

2.1.1 Estilos de Aprendizagem

Esta subseção está relacionada com EA, mais especificamente o modelo Felder-Silverman's Learning Styles Model (FSLSM) ([FELDER; SILVERMAN, 1988](#)), teoria que dá suporte a este trabalho.

Assim como as pessoas apresentam características físicas diferentes, elas também apresentam características psicológicas diferentes. Entretanto, a maioria dos sistemas educacionais tratam os estudantes como se todos aprendessem de maneira semelhante. ([GRAF; KINSHUK, 2010](#)). Por isso, é de fundamental importância a descoberta de padrões de comportamentos que sirvam para diferenciar formas de aprendizado.

Dessa forma, se houver um sistema educacional em que suas características, funcionalidades, conteúdos, formas de navegação e seus recursos se adaptem aos EA do estudante, haverá uma maior probabilidade de bom desempenho. ([DORÇA, 2012](#)).

Segundo [KURI \(2004\)](#), EA é a maneira pela qual a pessoa absorve, processa e retem a informação. Seguindo o mesmo raciocínio, [Keefe \(1979\)](#) define EA como características cognitivas e comportamentos psicológicos que servem como um indicador de como o estudante percebe, interage e responde aos ambientes de aprendizagem. Para [Honey e Mumford \(1992\)](#), EA é uma descrição das atitudes e comportamentos que determinam a forma preferida de um estudante aprender.

Existem muitos modelos de EA, como os citados por [Kolb \(1984\)](#), [Myers e McCaulley \(1985\)](#), [Honey e Mumford \(1992\)](#) e [Felder e Silverman \(1988\)](#), cada um

descrevendo diferentes aspectos e concepções de como os estudantes devem aprender. Contudo, [Kinshuk, Liu e Graf \(2009\)](#) destacam as particularidades do FSLSM por ser uma teoria que combina características de outros modelos, baseado em uma escala de quatro dimensões: ativo/reflexivo, sensitivo/intuitivo, visual/verbal e sequencial/global, mostradas na [Figura 1](#).



Figura 1 – Modelo FSLSM.

Segundo [Felder e Spurlin \(2005\)](#), os estudantes apresentam tendências de preferenciais em cada uma de quatro dimensões, que definem as formas de receber, processar, perceber e organizar a informação. Cada dimensão possui duas opções que embora apresentem oposição de ideias, não são excludentes, haja visto a presença do conceito de tendência. As dimensões do FSLSM são:

- Dimensão da Percepção: Sensitivos – preferem fatos, exemplos, experimento. Abstrai informações pelos sentidos (voz, ouvido e tato); Intuitivos – preferem símbolos, fórmulas, modelos, fundamentação teórica.
- Dimensão de Entrada: Visuais – preferem figuras, gráficos, filmes, diagramas; Verbais – preferem explicação escrita ou falada.
- Dimensão de Processamento: Ativos – preferem discussões, trabalho em grupo; Reflexivos – preferem a introspecção e a reflexão individual.
- Dimensão de Organização: Sequenciais – preferem utilizar progressão por etapas (sequência) para solução de problemas; Globais – preferem uma visão geral do todo, pois valorizam a liberdade da aprendizagem.

Enquanto a maioria dos modelos classifica os estudantes em tipos definidos, o FSLSM considera os EA com um grau de pertinência em cada dimensão, sendo medida

em valores dentro de um intervalo $[0, 1]$ (DORÇA, 2012) e que pode variar em situações particulares. (KINSHUK; LIU; GRAF, 2009). Isso significa que a escolha dos estilos pode sofrer influências de diferentes fatores, ao longo do tempo, independentemente do domínio de conhecimento.

De acordo com Kinshuk, Liu e Graf (2009), os pesos das preferências podem ser descritos em forças: forte, moderado e leve. Portanto, um estudante pode ser considerado fortemente Sensitivo, moderadamente Visual, fortemente Reflexivo e levemente Sequencial. Essa característica torna o FSLSM um dos modelos mais frequentemente utilizados em SAIE, construindo uma extensa experimentação e validação. (GRAF; KINSHUK, 2009).

Existe um questionário, desenvolvido por Felder e Soloman (2015), para avaliar, de maneira direta, as preferências do estudante, em cada dimensão. Esse instrumento, chamado de *Index of Learning Styles Questionnaire* (ILSQ), é composto de 44 questões, sendo 11 para cada dimensão do FSLSM. Cada pergunta possui duas opções, sendo que a escolha de uma exclui a outra. A combinação das respostas, seguindo o perfil do entrevistado, determina seus EA.

Os EA podem servir como um indicador que identifica individualmente o estudante e servir como parâmetro para o desenvolvimento das ações instrucionais a serem aplicadas durante o processo de ensino, seja como indicador de prováveis pontos fortes ou como possíveis particularidades que poderiam apontar dificuldades e/ou limitações. (DORÇA, 2012).

2.1.2 Taxonomia de Bloom

Esta seção apresenta alguns conceitos sobre a Taxonomia de Bloom e como este importante instrumento pode apoiar no planejamento didático-pedagógico.

A Taxonomia de Bloom, também conhecida como a taxonomia dos objetivos educacionais, é uma classificação de níveis de aprendizagem juntamente com suas relações de evoluções. (JUNIOR; PEREIRA; LOPES, 2008). Isto é, trata-se de uma teoria que defende a organização hierárquica do aprendizado, em etapas distintas e bem definidas. (PATRUS et al., 2012).

Essa teoria surgiu a partir de um estudo desenvolvido por uma comissão multidisciplinar de especialistas na década de 1950, nos EUA e liderada por Benjamin S. Bloom. De acordo com Bloom et al. (1972), a taxonomia é constituída de três dimensões: cognitivo, afetivo e psicomotor. A Figura 2 ilustra o modelo.

A finalidade da taxonomia é auxiliar principalmente na identificação e na declaração dos objetivos ligados ao domínio cognitivo. (FERRAZ; BELHOT, 2010). Ele está relacionado com a forma como o conhecimento é construído e usado para resolver problemas diários e eventuais. (ANDERSON, 2001).

Segundo Júnior (1997), o cognitivo é subdividido em seis categorias distinguidas

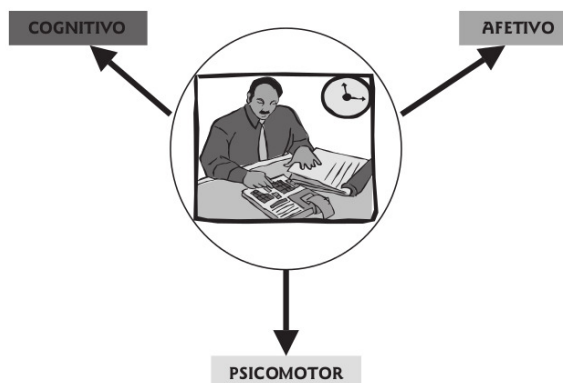


Figura 2 – Domínios educacionais do processo de aprendizagem.

Fonte: [Junior, Pereira e Lopes \(2008\)](#).

assim:

- **Conhecimento:** Agrupa os processos que requerem que o indivíduo tenha condições de repetir (reproduzir) uma informação fornecida anteriormente, por exemplo, um relato, um procedimento ou uma teoria.
- **Compreensão:** Esta categoria exige um grau de elaboração na informação original. Mesmo com o nível de exigência pequeno, o indivíduo deve ser capaz de transformá-la, ampliá-la, reduzi-la, representá-la de outra forma ou até mesmo prever consequências.
- **Aplicação:** É a categoria na qual o indivíduo transporta uma informação genérica para uma situação nova e específica.
- **Análise:** Os processos se caracterizam por separar a informação e estabelecer relações entre eles.
- **Síntese:** É a categoria em que se reúnem elementos para compor algo novo.
- **Avaliação:** Nível mais complexo que consiste na confrontação de dado, informação, teoria ou produto, com critérios.

Conforme ilustrado na [Figura 3](#), cada categoria segue uma linha hierárquica, exigindo que o indivíduo domine a anterior, antes de atingir a próxima. São processos intelectuais cumulativos, nos quais um nível inferior dá suporte a outro superior, como se fossem degraus de uma escada.

No século XXI, uma análise detalhada, realizada por [Anderson \(2001\)](#) e [Kratwohl \(2002\)](#), provocou o aperfeiçoamento na terminologia do domínio cognitivo. Embora eles tenham mantido a estrutura hierárquica na nova proposta, esta se

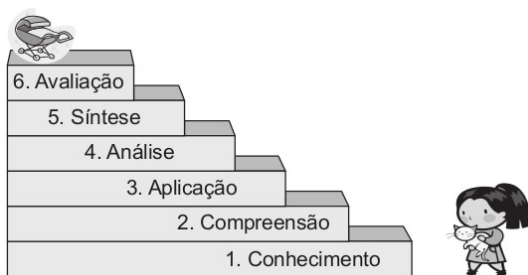


Figura 3 – Categorias do domínio cognitivo da Taxonomia de Bloom.

Fonte: Ferraz e Belhot (2010).

tornou mais flexível, pois possibilitou considerar a interpolação das categorias, devido ao fato de alguns conteúdos exigirem menor esforço para serem assimilados. (FERRAZ; BELHOT, 2010). Algumas categorias foram renomeadas e, na identificação, trocaram-se os substantivos por verbos. Além disso, houve uma troca de posição entre Avaliação (Avaliar) e Síntese (Criar).

Mesmo com a promoção da flexibilidade, o princípio da progressão da complexidade foi mantido: do simples para o complexo; do concreto para o abstrato. (FERRAZ; BELHOT, 2010). A Figura 4 ilustra o novo modelo.

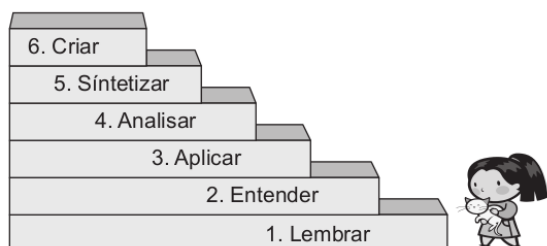


Figura 4 – Novas Categorias do domínio cognitivo da Taxonomia de Bloom.

Fonte: Ferraz e Belhot (2010).

No âmbito educacional, é de extrema relevância o planejamento e a definição dos objetivos para organizar ações e condutas quanto à escolha de conteúdo, procedimentos, atividades, uso de recursos disponíveis, avaliações e metodologia que serão adotadas. (FERRAZ; BELHOT, 2010).

As vantagens da utilização da Taxonomia de Bloom é que ela favorece tanto quem ensina quanto quem aprende (FERRAZ; BELHOT, 2010), pois é possível:

- Estimular o desempenho dos alunos em diferentes níveis de aquisição de conhecimento, por meio de instrumentos de avaliação adequados e estratégias diferenciadas;

- Preparar os educadores para auxiliarem seus estudantes a adquirir competências de maneira estruturada, a partir do domínio de habilidades mais simples (fatos) e, posteriormente, as mais complexas (conceitos).

Quando bem definidos, os objetivos ficam mais fáceis de serem alcançados, pois há plena consciência das metas estabelecidas. Em contrapartida, se os estudantes desconhecem onde se pretende chegar, durante o processo de ensino, o desenvolvimento cognitivo fica comprometido.

2.2 Educação a Distância

Esta seção trata de alguns conceitos e teorias que permeiam a Educação a Distância. Serão abordadas informações sobre o histórico, características, desafios, propostas, entre outras questões.

A Educação, definida por [Ferreira \(1986, pág. 499\)](#) como “processo de desenvolvimento da capacidade física, intelectual e moral da criança e do ser humano em geral, visando à sua melhor integração individual e social”, está cada vez mais diversificada, no mundo contemporâneo, como forma de atender às novas demandas educacionais, decorrentes das transformações econômicas mundiais.

A educação é um direito estabelecido em numerosas declarações institucionais nacionais e internacionais. O Art. 26 da Declaração Universal dos Direitos Humanos, adotada pela Assembleia geral da ONU, estabeleceu a universalização da educação básica como objetivo imprescindível: “Toda pessoa tem direito à educação. A educação deve ser gratuita, pelo menos a fundamental, que será obrigatória. O ensino técnico e profissional deverá ser generalizado; o acesso à universidade será igual para todos, em função dos respectivos méritos.” ([ONU, 1948, pág. 5](#)).

O Art. 13.1 do Pacto Internacional de Direitos Econômicos, Sociais e Culturais dispõe que a educação “deve capacitar todos as pessoas para participar efetivamente em uma sociedade livre”. Sobre os níveis de educação, reconhece que “o ensino fundamental deve ser obrigatório e gratuito; o ensino médio deve ser generalizado e acessível a todos, pelos meios apropriados; o ensino superior deve ser acessível a todos, sobre as bases da capacidade de cada um.” ([ONU, 1966, pág. 5](#)).

Entretanto, diante do acesso crescente a oportunidades de aprendizado e treinamento, do apoio à qualidade das estruturas educacionais existentes, da busca pela diminuição das desigualdades entre grupos étnicos e sociais e da redução de custos dos recursos, novas políticas, em nível instrucional e governamental, têm introduzido a EAD na sociedade para atender à diversificada demanda educacional.

Para compreender melhor a natureza multidimensional que envolve a EAD, [Moore e Kearsley \(2011\)](#) definem assim:

Educação a distância é o aprendizado planejado que ocorre normalmente em um lugar diferente do local do ensino, exigindo técnicas especiais de criação do curso e de instrução, comunicação por meio de várias tecnologias e disposições organizacionais e administrativas especiais.

A EAD se destaca na aproximação das diferenças psicológicas, sociais e culturais entre os que ensinam e os ensinados. (PETERS, 2009). Dessa forma, Preti (1996) relaciona algumas características presentes na EAD:

- A abertura: uma diversidade de oferta de cursos, com a diminuição/eliminação do requisito de acesso, atendendo a uma população numerosa e dispersa, com níveis e estilos de aprendizagem diferenciados;
- A flexibilidade: de espaço, de tempo, de comunicação, de ritmo de aprendizagem, entre outras;
- A adaptação: suporte pedagógico, administrativo, cognitivo e afetivo, atendendo às características psicopedagógicas;
- A eficácia: o estudante é estimulado a se tornar sujeito de sua aprendizagem, a se auto-avaliar e participar diretamente do processo ensino-aprendizagem.
- A formação permanente: diante das exigências profissionais e das necessidades cotidianas, a educação continuada se torna um importante instrumento pelo qual as pessoas buscam manter-se atualizadas.
- A economia: favorece a criação de turmas de maior escala, ou seja, viabilidade econômica.

Peters (2009) afirma que as primeiras experiências em EAD aconteceram pelo apóstolo São Paulo através de epístolas a comunidades Cristãs da Ásia Menor. Para realizar seu trabalho missionário, ele utilizou a tecnologia da escrita e dos meios de transporte terrestres para substituir a pregação e ensinamentos face a face por um processo mediado e assíncrono.

Posteriormente, em meados do século XIX, diante da Revolução Industrial, os sistemas educacionais não estavam preparados para as mudanças estruturais. Por isso, muitos países europeus, como a Inglaterra, França e Alemanha, adotaram o ensino por correspondência como ferramenta de inclusão e qualificação. (PETERS, 2009).

No século XX, novos meios de comunicação foram inseridos na EAD. O rádio, a televisão, o Serviço Fixo de Televisão Educativa (*Instructional Televisual Fixed Services* - ITFS) e os Telecursos contribuíram para a expansão e intercâmbio de programas educacionais. (MOORE; KEARSLEY, 2011).

A partir da década de 70, novas modalidades de organização da tecnologia e de recursos humanos foram inseridas, conduzindo a novas técnicas de instrução. Elementos como teleconferência por áudio e/ou vídeo, e classes virtuais, com base na Internet, trouxeram uma mudança pedagógica de valor inestimável, agregando elementos dinâmicos e ilustrativos ao processo de aprendizagem. (MOORE; KEARSLEY, 2011).

Na Europa, o reconhecimento do extraordinário potencial desse tipo de aprendizagem se deu por meio do Tratado de Maastricht (parágrafo 126) e do Memorando Aprendizagem Aberta e a Distância na Comunidade Europeia (1991). (PETERS, 2009). Esses documentos destacam a independência de tempo, lugar e ritmo, fácil adaptação dos estudantes, extensão da educação e treinamento.

No Brasil, a USP e UFRJ foram as pioneiras nas pesquisas sobre o uso de computadores na educação, ao longo dos anos 60 e 70. A temática se tornou nacional com o I Seminário Nacional de Informática na Educação, nos anos 80, e com o Programa Nacional de Tecnologia Educacional (PROINFO), nos anos 90. Em 1996, o governo regulamentou a modalidade EAD, por meio da Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional LDB 9.394, o que propiciou o surgimento de inúmeros cursos superiores a distância.

A implantação no Brasil aconteceu justificada pelo alto índice do analfabetismo, pela baixa escolaridade da população e pela qualificação deficitária. (BARROS; CARVALHO, 2011). Apesar desses fatores citados, existem outros aspectos que dificultam o desenvolvimento de políticas educacionais na modalidade presencial, como por exemplo, a extensão territorial e a desigualdade social.

O financiamento governamental, o apoio de grandes empresas privadas e a introdução das novas tecnologias foram fundamentais na consolidação da EAD. Entretanto a crescente demanda, a expansão das universidades e o crescimento dos profissionais envolvidos, seja no trabalho direto ou em pesquisas, indicam um cenário favorável para a constante evolução. (PETERS, 2009).

Por isso, Belloni (2008) acredita que, em um futuro próximo, o sistema educacional seja formado por uma composição mista, chamada de *Blend Learning*, mesclando uma aprendizagem mediante atividades presenciais e a distância. Não apenas por questões econômicas, mas por envolver didáticas dinâmicas, como por exemplo, o trabalho colaborativo e o aprendizado autônomo.

Segundo Carvalho (2012, pág. 3), "o uso de métodos alternativos ao método tradicional de educação está intimamente ligado à evolução tecnológica". As tecnologias que globalizam o mundo das informações também permeiam o meio educacional, pois, de acordo com Belloni (2008, pág. 4), "a globalização não é apenas um fenômeno econômico de surgimento de sistema-mundo, mas tem a ver com a transformação do espaço e do tempo".

É justamente esse fator espaço/tempo que se torna o diferencial da modalidade e promove a EAD por meio da flexibilidade. Por isso, [Belloni \(2008\)](#) destaca as diferentes acepções do conceito de flexibilização:

- Flexibilização do acesso: perspectiva de democratização das oportunidades;
- Flexibilização do ensino: perspectiva de desenvolvimento das habilidades de auto-aprendizagem;
- Flexibilização da aprendizagem: perspectiva de maior autonomia e independência ao estudante para o gerenciamento do seu próprio processo de aprendizagem.
- Flexibilização da oferta: perspectiva de atendimento das demandas sociais, numa perspectiva de educação, ao longo da vida. Discernimento na oferta de disciplinas puramente a distância e no provimento de atividades presenciais indispensáveis, como, por exemplo, práticas em laboratórios e estágios.

Em pleno século XXI, não se pode considerar a EAD como apenas uma alternativa para superar os problemas educacionais, tampouco como opção para consertar os fracassos dos sistemas educacionais. Além de proporcionar a democratização da educação, ou seja, gerar oportunidade para muitos que outrora não teriam, a EAD traz alternativas viáveis de promover também a educação continuada. ([BELLONI, 2008](#)).

Hoje se pratica um currículo pós-moderno que emergiu dos países industrializados, com propostas inovadoras e uma integração eclética. ([DOLL, 1992](#)). Na [Tabela 1](#), [Peters \(2009\)](#) faz um paralelo entre os aspectos modernos e pós-modernos do currículo, ressaltando a grande transformação pela qual a educação vem passando e/ou há de passar.

[Peters \(2009\)](#) afirma que a EAD tradicional será afetada muito mais do que as outras formas de educação. Ela caminhará para uma aprendizagem independente e auto-regulada, com ênfase na aprendizagem em grupo. E, por isso, [Hall \(1997\)](#) destaca que a produtividade dos alunos se tornará mais importante que a produtividade do corpo docente.

A viabilização da EAD irá além das fronteiras da escola tradicional. Com a substituição do ensino expositivo por novos programas didáticos e o uso de sistemas especialistas inteligentes, almeja-se o ensino-aprendizado aberto, centrado no aluno, baseado no resultado, interativo, participativo, flexível quanto ao currículo, às estratégias de aprendizado e ao ensino. ([PETERS, 2009](#)).

Assim, diversas abordagens têm sido desenvolvidas pelos teóricos e profissionais da EAD, como forma de implementar essas alternativas no processo de aprendizagem. A [seção 2.3](#) abordará essas ideias, sobretudo o uso crescente de ambientes informatizados, que têm proporcionado novos objetivos e elementos pedagógicos cada vez mais dinâmicos.

Tabela 1 – Currículo de abordagens moderna e pós-moderna.

Moderna	Pós-moderna
formalismo rígido	eclético
sequencial	pluralista
quantificável	não quantificável
estável	dinâmico
pensamento baseado em causa-efeito	pensamento não dedutivo
fechado	aberto
previsível	imprevisível
o professor detém o conhecimento	grupo aberto e transformador de indivíduos que interagem
positivismo	pluralismo epistemológico
a organização acontece antes da atividade	a organização surge a partir da atividade

Fonte: [Peters \(2009\)](#)

2.3 Tecnologias da Informação e Comunicação

Esta seção trata das transformações que envolvem as Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC), no mundo atual e, em especial, no contexto educacional.

As TIC fazem parte de uma revolução tecnológica considerada como a terceira grande transformação da humanidade, suscitando a industrial e a neopolítica. ([TEZANOS, 1992](#) apud [SANCHO; HERNÁNDEZ, 2006](#)). Elas exercem uma poderosa influência em nosso cotidiano, levando-nos a mudanças em diferentes aspectos de natureza científica, tecnológica, política, econômica e cultural. ([MOLIN, 2010](#)). Esse contexto propõe novos ritmos, possibilidades e dimensões diferenciadas nas ações de educar, ensinar e aprender.

As novas tecnologias indicam grandes e positivas mudanças nas formas de se comunicar, relacionar e viver em sociedades. ([SANCHO; HERNÁNDEZ, 2006](#)). Segundo [Moran, Salgado e Amaral \(2008\)](#), os meios de comunicação desempenham importante papel educativo, transformando-se em novo canal de conhecimento, porque promovem o ensino de forma atraente e evolutiva. Surgem novas possibilidades, sem limitações de espaço (a distância, descontinua) e tempo (comunicação diferida, não simultânea) que superam os limites geográficos.

Diante dessa realidade, o professor é chamado para um novo papel no processo de ensino-aprendizagem. Ele deve mediar a busca pelo conhecimento e instigar os alunos aos desafios. Diante da diversidade dos meios tecnológicos, é possível desenvolver inúmeras estratégias educativas, explorando diferentes práticas pedagógicas. Portanto, faz-se necessário o discernimento e a capacidade de escolher bem os instrumentos tecnológicos.

É indispensável que os educadores, principalmente os professores, assumam o compromisso de mudarem as práticas de ensino incorporando as TIC, pois somente assim haverá a construção de oportunidades de aprendizagem aberta e autônoma.

(BELLONI, 2008). O fato é que a transformação deve envolver todo o ambiente escolar, tanto questões organizacionais quanto culturais.

A sociedade, cada vez mais digital exige também uma escola digital. Dessa forma, a apropriação das tecnologias deve ser de maneira completa, não apenas a substituição do quadro e giz pelo datashow. A tecnologia é apenas parte do processo ensino-aprendizagem, ou seja, é uma atividade de suporte e mediatização, dentro de um contexto maior, concebendo metodologias de ensino que possibilitem a transmissão do conhecimento.

As instituições de ensino devem integrar novos meios digitais a todos os aspectos do currículo e incorporá-los como recurso cotidiano de criação e pesquisa. Por isso, as ações devem ir além de atividades extracurriculares ou da simples criação de disciplinas isoladas de informática ou do uso eventual de aplicações didáticas.

A integração das TIC no âmbito escolar é imprescindível como forma de melhorar a qualidade da educação e contribuir com a missão da escola pública de compensar as desigualdades. Esse fato também favorece o aprendizado além da escola, pois uma vez familiarizado com as tecnologias, o aluno se conecta ao mundo digital de informações ricas e abundantes. Belloni (2008) define este processo como "mídia-educação" que proporciona a criação de usuários criativos, críticos e competentes.

As TIC são instrumentos capazes de prover condições diferenciadas para se fazer uma educação diferente e, conseqüentemente, transformar a escola por meio de facilitadores da aprendizagem. Dessa forma, é necessário que a escola se aproprie de tal tecnologia, com a finalidade de promover a inclusão de seus alunos, inserindo-os na sociedade que se encontra cada vez mais digitalizada.

A evolução dos serviços disponibilizados surge devido à facilidade e praticidade proporcionada pela Internet. Novos recursos tecnológicos são criados com o intuito de reduzir custos, ganhar performance, acessibilidade e qualidade nas informações, proporcionando inúmeras funcionalidades.

O computador e suas tecnologias associadas, sobretudo a Internet, conseguem transformar conteúdos didáticos, melhorar o ensino, motivar os alunos, aproximar e criar grupos de colaboração, formando um ambiente propício para o aprendizado. Nesse sentido, Kenski (1997) afirma que, por meio de imagens, sons, simulações em 3D, vídeos e demais técnicas eletrônicas de comunicação, é possível a fixação do conteúdo, o armazenamento de vivências, sentimentos, aprendizagens e lembranças que não foram necessariamente vivenciadas.

Além disso, existe uma grande variedade e número de dispositivos e programas computacionais para auxiliar as pessoas diante de diversas necessidades e finalidades: ajudas óticas para a leitura, opções para escrever a mão e desenhar, alternativas para sons, comunicação, entre outras. Podem-se destacar diferentes tipos de *mouse*, teclados, impressoras, *joysticks*, *headmaster*, tabuleiros de comunicação, *scanners*,

câmeras digitais, dispositivos de *Braille*, agendas falantes, cartões digitalizadores de som e voz, são alguns exemplos da inserção da tecnologia no cotidiano de todos.

As TIC proporcionam, atualmente, acesso a programas didáticos, livros eletrônicos, bibliotecas eletrônicas e a sistemas especialistas. Não se deve apenas inserir as novas mídias no contexto escolar, é preciso ir além e realizar um planejamento do ensino e da aprendizagem, para absorver tais tecnologias de maneira correta.

Nos dias atuais, a Internet tornou-se um poderoso canal de informações e comunicação pela diversidade, facilidade e acessibilidade de serviços e, dessa forma, ela faz parte do dia a dia de milhares de pessoas, em todo mundo. Atualmente, ela dispõe de diversos serviços como sistemas bancários, comércio eletrônico, cursos e conversas online e reuniões por videoconferência, etc.

Entretanto, a incorporação de tais tecnologias diversificadas é a principal dificuldade na transformação do contexto de ensino. [Sancho e Hernández \(2006\)](#) afirmam que isso se deve ao fato de que a tipologia do ensino dominante está centrada no papel do professor. Por isso, alguns organismos internacionais, como a Unesco e a Organização de Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), advertem sobre a importância de educar os estudantes para uma atuação crítica e autônoma, com facilidade de comunicação e uso intensivo e extensivamente das TIC.

As correntes condutivistas e neocondutivistas enxergam no computador um potencial de transformação imensurável. Muitos defendem de maneira incisiva o uso do computador como máquinas de ensinar, mediante de sistemas especializados e/ou tutores inteligentes, que pressupõem o desenvolvimento de capacidades cognitivas e metacognitivas. Para aqueles que acreditam na expressividade e na diversificação dos códigos, os sistemas multimídias oferecem motivação e melhor compreensão aos estudantes. E os que consideram a troca e a cooperação veem na ampliação da comunicação a quebra dos limites geográficos. ([SANCHO; HERNÁNDEZ, 2006](#)).

As TIC, ao mesmo tempo em que trazem grandes potencialidades para a criação de novas formas de mediatização, acrescentam complexidade na implantação e utilização dos recursos tecnológico, pois existem grandes dificuldades na apropriação e domesticação das técnicas, no campo educacional, alerta [Belloni \(2008\)](#). Esse fato ocorre devido às metodologias tradicionais de ensino e, assim, exige mudanças radicais na didática e na preparação dos envolvidos.

Embora as TIC constituam um ambiente propício para o desenvolvimento da inteligência coletiva, típica da cibercultura, [Belloni \(2008\)](#) enumera algumas questões negativas do ponto de vista do acesso, que merecem reflexão:

- Isolamento, sobrecarga cognitiva e estresse de comunicação, provocados pelo ambiente e telas de vídeo;
- Dependência causados pelo vício da navegação na Internet e jogos virtuais;

- Estupidez coletiva por conformismo de rede ou comunidades virtuais, além de amontoamento de dados vazios de informação.

Apesar disto, é preciso reconhecer que os benefícios são maiores que as adversidades. A crescente demanda do ensino superior retrata um bom exemplo, impulsionada pela expansão do ensino secundário. Nesse caso, o aumento da produtividade do sistema educacional é inevitável para suprir tal demanda. Portanto, o uso das tecnologias torna-se alternativa na formação do indivíduo mediante a criação de novas ferramentas pedagógicas.

As novas tecnologias podem ir além e desempenhar um papel fundamental na inovação das práticas docentes. Desenvolvemos a opinião de que os professores devem planejar o caminho do aprendizado e que os alunos devam seguir, ou seja, os professores ensinam e os alunos aprendem. Mas as novas realidades trazem outro tipo de preparação, na qual a tarefa de ensinar significa promover a capacidade de aprender a resolver problemas, de forma autônoma, aplicar a criatividade, saber trabalhar em equipe, entre outras habilidades. (SANCHO; HERNÁNDEZ, 2006). Diante desse cenário, as TIC se constituem como componentes-chaves e permitem transformar os aspectos da realidade em objetos de estudo.

Sancho e Hernández (2006) ressaltam que a tecnologia não significa uma oferta pedagógica, mas seu poder e validade educativa se sustentam no uso de agentes educativos. Por exemplo, a modalidade *e-Learning*¹, por meio da integração das TIC em processos formativos, é destaque por oferecer alternativa diferenciada na aquisição de conhecimento.

Essa abordagem rompe as barreiras limitadoras dos currículos disciplinares, ao permitir aprender de forma interdisciplinar, mediante o desenvolvimento de opções como: oferecer aos estudantes o controle do seu próprio processo de aprendizagem, favorecer o domínio de capacidades e estimular a interação de professores e estudantes. (SANCHO; HERNÁNDEZ, 2006). Dessa maneira, os estudantes podem acessar, de qualquer lugar e hora, a informação, sem a ajuda de ações expositivas tradicionais de um professor.

Sancho e Hernández (2006) também destacam outra alternativa: o ensino *Blend Learning*, que consiste em combinar o trabalho presencial, em aula ou laboratório, com o ensino a distância, permitindo flexibilizar o ensino e revitalizar os condicionantes de tempo e espaço.

As TIC permitem a interação, a construção do conhecimento, a colaboração e a atividade social de formas inconcebíveis. E os sistemas hipermídia e multimídia, como os ambientes de aprendizagem, constituem hoje em uma opção formativa que se apoia nestas tecnologias digitais. Por tal importância, esse assunto é tema da [subseção 2.3.1](#).

¹ Todo e qualquer tipo de educação promovida por recursos de meios eletrônicos (ALVES, 2011)

2.3.1 Sistemas de Gestão de Aprendizagem

O avanço da tecnologia tem influenciado, consideravelmente, a sociedade como um todo e, por conta disso, as relações já não são mais as mesmas. Uma nova realidade tem sido construída, cuja prática cotidiana exige conectividade, interatividade e informação. [Barros e Carvalho \(2011\)](#) definem esse cenário como a nova era da Sociedade da Informação, na qual novas perspectivas são criadas.

Hoje, diversos dispositivos tecnológicos estão inseridos em nosso cotidiano e a diversidade de suas características possibilita o desenvolvimento de vários sistemas e aplicações que promovem uma verdadeira ligação entre pessoas.

No contexto educacional, mais especificamente na EAD, destacam-se os SGA, do inglês *Learning Management Systems* (LMS). São ambientes colaborativos que promovem um meio poderoso de comunicação e modernização do aprendizado, introduzindo desde recursos para a divulgação dos conteúdos programáticos, orientações pedagógicas, aprendizagem colaborativa e comunicação entre as pessoas.

O Moodle é um exemplo desse tipo de sistema e é uma das opções mais utilizadas no mundo para a criação e organização de cursos *on-line*. ([RICE, 2006](#)). Além de ser uma opção gratuita, esse sistema possui uma rica documentação, em vários idiomas, sobre as funcionalidades disponíveis em cada versão, bons ambientes de demonstração, ampla comunidade de desenvolvedores, facilidade de uso, escalabilidade e segurança.

A importância dos SGA pode ser percebida nas diferenças entre o Ensino Tradicional e o Ensino a Distância, mostrada na [Tabela 2](#). Conforme discutido na [seção 2.2](#), o ambiente a distância exige outros requisitos, sendo muitos deles atendidos por recursos tecnológicos.

[Barros e Carvalho \(2011, pág. 214\)](#) definem os SGA como “*softwares* projetados para atuarem como salas de aula virtuais e têm como características o gerenciamento de integrantes, relatório de acesso e atividades, promoção da interação entre (sic) os participantes e publicação de conteúdos”.

[Barros e Carvalho \(2011\)](#) descrevem sobre outro importante diferencial desse sistema: o oferecimento de feedback. O *feedback* exerce um papel fundamental para os alunos, direcionando-os sobre suas ações. Se um aluno não recebe um comentário sobre as atividades que ele desenvolveu, não é possível saber se ele está ou não atingindo seus objetivos.

Os SGA são sistemas que oferecem recursos com características construtivistas. Eles promovem um processo de aprendizado ativo, no qual os alunos constroem novas ideias amparados pelos seus conhecimentos e pela iniciativa de transformar a informação, criar hipóteses e tomar decisões. O professor, juntamente com o tutor, tem o papel de guiá-los, baseado no conteúdo programático. ([COMMASSETTO, 2006](#)).

Tabela 2 – Comparação entre os modelos de aprendizagem.

Modelo de Aprendizagem	Ensino Tradicional (Presencial)	Ensino Não-Presencial (Informatizado)
Aprendizagem por Ensino Expositivo	Material didático composto de textos orais e escritos.	Material digital com elementos dinâmicos.
Aprendizagem Autônoma	Organização de tarefas e controle e avaliação de seus estudos.	O professor faz a mediação do processo de ensino/aprendizagem e o aluno tem participação direta no planejamento dos trabalhos.
Aprendizagem por Exploração	Construção de um artigo envolvendo estudo de caso.	Na forma de hipertexto.
Aprender Pesquisando por Informações	Busca por fontes de informações em bibliografias, livros ou periódicos, em acervos físicos.	Uso da internet, <i>sítes</i> , bibliotecas virtuais e livros eletrônicos.
Aprender Gerenciando Informações	Memorização realizada através de anotações.	Anotações através de <i>wikis</i> e lembretes.
Aprender por Comunicação	Palestras, debates e discussões.	Uso <i>chat</i> , fóruns e videoconferência.
Aprender por Colaboração	Trabalhos em grupo.	Construção colaborativa de <i>wikis</i> .
Aprender por Representação e Simulação	Avaliações, provas, trabalhos, relatórios, apresentações orais.	Questionários online e atividades simulativas.

Fonte: [Commasetto \(2006\)](#).

As teorias construcionistas da psicologia fundamentam-se na perspectiva da reconstrução e não na transmissão do conhecimento, ou seja, o processo se torna mais eficaz quando o aluno experimenta, vive o problema e apresenta soluções. ([PAPERT, 1987](#)).

Dentre os diferentes recursos, [Barros e Carvalho \(2011\)](#) destaca as seguintes opções:

- Fórum: ferramenta de discussão conjunta por natureza, mas que também pode ser utilizada como *mailing list*, *blog* e *wiki*.
- Trabalho: envio (*upload*) de arquivos.
- *Chat*: comunicação síncrona que permite a interação de aluno, professor e tutor. Pode ser útil como espaço de comunicação rápida e dinâmica.
- Referendo: ferramenta para recolher informações sobre os alunos, como por exemplo, obter opiniões e realizar inscrições.
- Diálogo: mensagem privada entre dois participantes da mesma disciplina, podendo ser entre professor e aluno, professor e tutor, tutor e aluno e, aluno e aluno.
- Lição: associado à lógica de interatividade e avaliação, na qual o prosseguimento das etapas depende de respostas corretas.

- Glossário: permite a criação de dicionários com os termos relacionados à disciplina.
- Teste: ferramenta de atividades avaliativas, podendo ser formado por questões abertas ou de múltipla escolha.
- Questionário: ferramenta de construção de inquérito.
- Wiki: torna possível a formação de texto (com elementos multimídia) por vários participantes.

A utilização de diferentes ferramentas tecnológicas no processo de aprendizagem, possibilita a EAD superar grandes desafios. Uma pessoa conectada à Internet pode se qualificar e produzir conhecimento, por meio da pesquisa e troca da informações e, dessa forma, ultrapassar a barreira do tempo e do espaço.

A disponibilização de grande quantidade de informação, de baixo custo, permanentemente e de fácil acesso pela Internet, permitiu um avanço na qualidade do processo de ensino-aprendizagem. Nessa transição de paradigma, o SGA contribui para a organização do conteúdo, no trabalho colaborativo e na gestão do processo.

2.4 Inteligência Artificial

Esta seção trata sobre algumas teorias da Inteligência Artificial (IA). Essa área da ciência é interdisciplinar, pois utiliza conhecimentos de outras, como por exemplo, a Psicologia, Neurologia, Filosofia, Biologia e a Matemática, com o objetivo de produzir mecanismos para a construção de máquinas inteligentes. (ARTERO, 2008).

Uma característica particular da IA é a capacidade de imitar comportamentos dos seres da natureza e a inteligência humana. (LUCCI; KOPEC, 2013). Diante de alguns problemas, muitos pesquisadores buscam na natureza metodologias que possam servir como base para a construção de uma solução. Desta maneira, os estudos raramente seguem uma premissa própria de pesquisa ou implementação, sem estar baseado em algo do mundo real.

O termo inteligência, que permeia essa área, é definido pelo dicionário Aurélio como "a faculdade de aprender ou compreender; percepção; qualidade de compreender e adaptar-se facilmente; capacidade de resolver situações problemáticas". Lucci e Kopec (2013, pág. 5) complementam dizendo que se trata de "uma habilidade cognitiva de um indivíduo para aprender através da experiência e tomar decisões corretas diante das demandas diárias."

Nesse sentido, Raphael (1976 apud LUCCHI; KOPEC, 2013, pág. 6) define IA: "é a ciência que faz com que máquinas executem tarefas que necessitam da inteligência provida do homem". Coppin (2010, pág. 4) diz que IA "é o estudo dos sistemas que

agem de um modo que a um observador qualquer pareceria ser inteligente" e completa afirmando que "envolve utilizar métodos baseados no comportamento inteligente de humanos e outros animais para solucionar problemas complexos".

O termo IA surgiu apenas na década de 1950. Foi utilizado pela primeira vez por John McCarthy em uma conferência na cidade de Hanover (New Hampshire), na qual alguns cientistas discutiam sobre a construção de máquinas inteligentes. (COPPIN, 2010).

Artero (2008) afirma que algumas pesquisas, as quais contribuíram para o desenvolvimento da IA, precedem até mesmo o surgimento dos computadores e propõe a divisão da história da IA em 3 épocas:

- Época Clássica (1956-1970): nessa fase, o maior objetivo era simular a inteligência humana, no entanto, a complexidade computacional provocou inúmeros fracassos. O *General Problem Solver* (GPS), ou Solucionador de Problemas Genéricos, foi a contribuição de maior relevância dessa época.
- Época Romântica (1970-1980): nessa fase, o objetivo era simular o comportamento humano, em situações restritas. A formalização matemática foi exigida como fundamentação para evitar os fracassos. Surge o PROLOG, linguagem baseada na Lógica de Predicados, e o primeiro sistema especialista da área médica, denominado de MYCIN.
- Época Moderna (1980-1990): devido às dificuldades de resolver casos específicos, houve maior ênfase nas ferramentas para o desenvolvimento de sistemas próprios. Surgimento de novos modelos relacionados ao tema Redes Neurais.

Após anos de estudos, surgiram dois paradigmas de ideias. O primeiro, denominado de IA Fraca, associado ao *Massachusetts Institute of Technology* (MIT), possui uma visão de que todo sistema de comportamento inteligente é um exemplo de IA e o critério baseado apenas na execução correta da finalidade proposta. (LUCCI; KOPEC, 2013). Os proponentes argumentam que o objetivo é a solução do problema e não a aplicação de uma metodologia específica, por isso, o foco está diretamente ligado ao desempenho.

O segundo, IA Forte, representado pelo *Carnegie Mellon University*, tem alta exigência com os aspectos biológicos e artefatos inteligentes desenvolvidos, baseados em metodologias usadas no comportamento humano. (LUCCI; KOPEC, 2013). Nele, há uma grande preocupação com a fundamentação teórica, por isso o modo de processamento do algoritmo deve possuir um senso de conhecimento e inteligência.

Em resumo, a IA está relacionada com o estudo de métodos computacionais que possua ou simule a capacidade lógica de resolver problemas, tomar decisões ou,

de forma ampla, ser inteligente. (PONTES, 2011). Nestes casos, são desenvolvidas heurísticas e técnicas, em busca de soluções satisfatórias para os problemas propostos.

Segundo Artero (2008, pág. 15), heurísticas são "estratégias que podem conduzir à solução de algum problema, de maneira mais rápida que a investigação de todas as possibilidades de respostas". Embora o uso de heurística não garanta que a ótima solução seja encontrada (POLYA, 1971), o seu uso se justifica na inviabilidade de testar todas as possibilidades existentes. (ARTERO, 2008). Enquanto que uma heurística é um conjunto de diretrizes para a solução de determinado problema, o algoritmo é a prescrição de regras pré-estabelecidas, cujo resultado é completamente previsível. (LUCCI; KOPEC, 2013).

Diferentemente de outros autores, Russell e Norvig (2013) trazem uma definição interessante sobre IA, separando os conceitos em duas dimensões: raciocínio e comportamento. Na Tabela 3, podem ser compreendidas as divisões. As definições do lado esquerdo estão relacionadas com o sucesso, baseado no desempenho humano, enquanto que as do lado direito medem o sucesso comparado ao conceito da racionalidade, ou seja, o produto é racional, se fizer o que se propõe de maneira correta e eficaz.

Tabela 3 – Algumas definições sobre IA divididas em quatro categorias.

Raciocínio	Pensando como humano "Atividades automatizadas que associamos ao pensamento humano" (BELL-MAN, 1978 apud RUSSELL; NORVIG, 2013, pág. 4).	Pensando racionalmente "Estudo que tornam possíveis computadores racionar e agir" (WINSTON, 1992 apud RUSSELL; NORVIG, 2013, pág. 4).
Comportamento	Agindo como humano "Arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligências" (KURZWEIL, 1990 apud RUSSELL; NORVIG, 2013, pág. 4).	Agindo racionalmente "Estudo do projeto de agentes inteligentes" (POOLE; MACKWORTH; GOEBEL, 1998 apud RUSSELL; NORVIG, 2013, pág. 4).

Fonte: Russell e Norvig (2013)

O conceito de racional pressupõe um agente que "age para alcançar o melhor resultado ou, quando há incerteza, o melhor resultado esperado" (RUSSELL; NORVIG, 2013, pág. 6), ou seja, diante de um determinado problema, ele contempla um método capaz de apresentar uma solução plausível.

Russell e Norvig (2013, pág. 34) ainda complementam que "para cada sequência de percepções possível, deve selecionar uma ação que se espera maximizar sua medida de desempenho, dada a evidência fornecida pela sequência de percepções e por qualquer conhecimento interno".

Um agente deve possuir três características básicas: percepção, raciocínio e ação. (POOLE; MACKWORTH, 2010). Estas servirão de base, pois um agente atua em um ambiente que pode ser composto ou não de outros agentes, sejam eles iguais ou

diferentes. O conjunto, envolvendo agente e ambiente é chamado de mundo.

Poole e Mackworth (2010) ilustram um agente conforme demonstra a Figura 5, enfatizando as entradas e saídas, de acordo com os seguintes itens:

- Habilidades são as ações primitivas do agente.
- Objetivos que o agente tentará alcançar em sua execução.
- Conhecimento prévio sobre o agente e o ambiente.
- Observações atuais sobre o ambiente.
- Histórico de experiências passadas por meio de ações e observações.
- Ações são as execuções diante das decisões tomadas pelo agente.

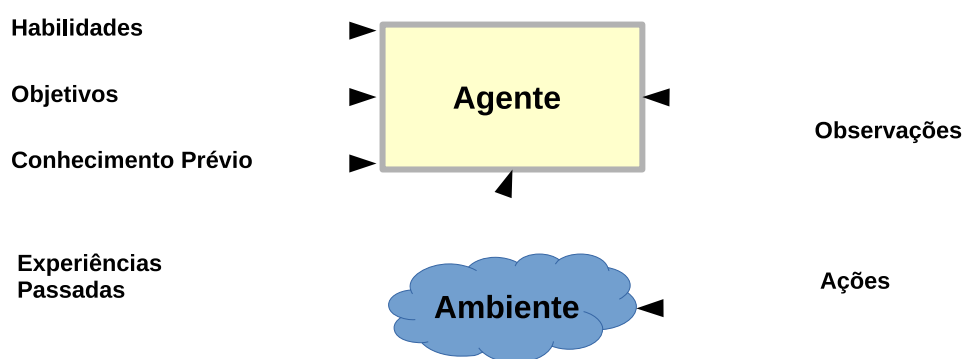


Figura 5 – Um agente interagindo com um ambiente.

Fonte: Poole e Mackworth (2010)

Russell e Norvig (2013, pág. 32) descrevem os elementos que constituem um agente da seguinte forma: "tudo o que pode ser considerado capaz de perceber seu ambiente por meio de sensores e de agir sobre esse ambiente por intermédio de atuadores". Por exemplo, o agente humano possui olhos, ouvidos e outros órgãos que atuam como sensores e mãos, braços, pernas e outros órgãos que servem como atuadores. A Figura 6 ilustra o conceito de agente mostrando a interação com o ambiente mediante as ações e as percepções.

Deve-se salientar que dois agentes determinísticos com o mesmo conhecimento prévio, percepção, habilidade, histórico de aprendizagem e objetivos, podem adotar ações diferentes e obter resultados diferentes, pois o processo é definido por meio de heurísticas baseadas nos estados internos do agente.

No âmbito computacional, o agente computacional deve operar "sob controle autônomo, perceber seu ambiente, persistir por um período de tempo prolongado,

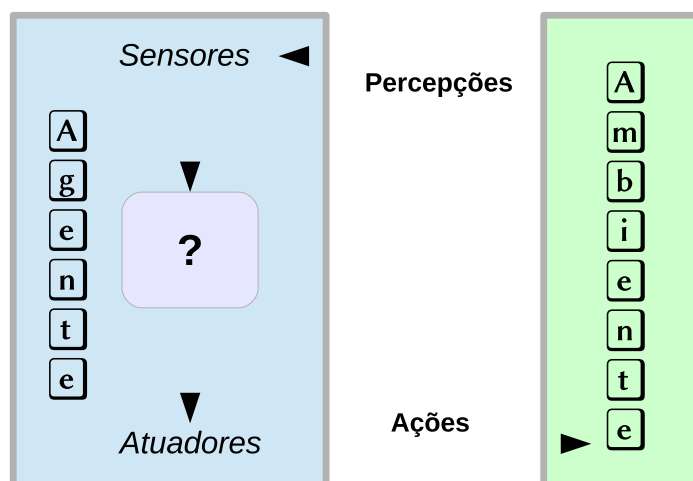


Figura 6 – Agente interage com ambientes através de sensores e atuadores.

Fonte: [Russell e Norvig \(2013, p. 31\)](#)

adaptar-se às mudanças e ser capaz de criar e perseguir metas", assegura [Russell e Norvig \(2013, pág. 6\)](#).

[Poole e Mackworth \(2010\)](#) definem algumas características de um agente computacional inteligente:

- Faz algo apropriado para as circunstâncias e objetivos;
- É flexível para mudar de acordo com ambiente e objetivos definidos;
- Aprende com a experiência;
- Toma o maior número de escolhas corretas, dadas as limitações computacionais.

Um agente pode ser implementado de diversas maneiras, no entanto, a literatura fornece quatro tipos básicos de programas ([RUSSELL; NORVIG, 2013](#)):

- Agentes reativos simples: selecionam as ações com base na percepção atual, ignorando qualquer tipo de histórico de percepções. Nesse caso, as possibilidades diminuem e a ação depende exclusivamente das condições atuais do agente. Apesar de terem inteligência limitada, esse tipo também pode atuar em ambientes complexos.
- Agentes reativos baseados em modelos: possuem a característica de observação parcial, na qual o agente procura conhecer algo sobre o estado atual do ambiente. Ou seja, o agente deve manter algum tipo de estado interno que dependa do histórico de percepções e reflita sobre alguns aspectos não observados do estado atual. Raramente é possível determinar com exatidão o estado atual de algo

parcialmente observável, entretanto o agente precisa agir de acordo com suas previsões e palpites.

- Agentes reativos baseados em objetivos: precisam de informações sobre objetivos que descrevam situações desejáveis. Em muitas situações, esse tipo de agente também utiliza informações sobre a descrição do estado atual (característica do agente reativo baseado em modelo), a fim de escolher ações que alcancem o objetivo. Trata-se de um agente flexível, pois o conhecimento que apoia suas decisões é representado de maneira explícita.
- Agentes reativos baseado na utilidade: utilizam o conceito de medida de desempenho para fazer as escolhas das ações, isto é, buscam maximizar a sua utilidade racional de acordo com o desempenho externo. Esses conceitos surgiram porque os objetivos permitem apenas uma distinção binária e, na maioria dos casos, não são suficientes para gerar um bom comportamento em ambientes mais complexos. Esse tipo de agente apresenta vantagens em termos de flexibilidade e aprendizado, como por exemplo, quando houver objetivos conflitantes ou múltiplos objetivos. Em muitos casos, o conceito de probabilidade de sucesso é introduzido para priorizar os objetivos.

Estes programas básicos de agentes recebem as percepções dos sensores e decidem como atuar através de seus atuadores. Eles podem ser transformados em agentes com aprendizado, de modo que poderão operar em ambientes inicialmente desconhecidos, tornando-se mais competentes, ao longo de suas interações. (RUSSELL; NORVIG, 2013). Eles são compostos de quatro componentes:

- Elemento Aprendizagem: responsável pelo aperfeiçoamento do agente, a partir de uma realimentação.
- Elemento Desempenho: tem a função de receber as percepções e selecionar as ações.
- Componente Crítico: avaliar como o agente está se comportando diante algum padrão de desempenho, isto é, um *feedback* positivo (recompensa) ou negativo (penalidade) sobre a qualidade do comportamento.
- Gerador de Problemas: possui a finalidade de sugerir ações para criar experiências novas e informativas.

A distinção mais importante entre o agente de aprendizagem e os modelos anteriores é a presença do Elemento Aprendizagem. (RUSSELL; NORVIG, 2013). Esse componente pode incorporar qualquer programa de agente básico e ser alterado de acordo com a necessidade do problema.

Esta dissertação tem o foco no agente baseado em aprendizagem, tendo o programa de agente baseado em utilidade como elemento de aprendizagem. No próximo tópico, [subseção 2.4.1](#), será abordado, com detalhes, esse tipo agente.

2.4.1 Aprendizagem por Reforço

O objetivo desta subseção é apresentar uma visão geral sobre o algoritmo de Aprendizagem por Reforço (AR), mais especificamente o *Q-Learning*. Trata-se de uma técnica de otimização de IA, classificada como Aprendizagem de Máquina.

O aprendizado computacional é definido por [Mendel e McLaren \(1970\)](#) da seguinte maneira: "processo pelo qual os parâmetros de um sistema são ajustados de uma forma contínua de estímulo pelo ambiente no qual está operando, sendo a aprendizagem definida pela maneira particular como ocorrem os ajustes realizados nos parâmetros".

As técnicas e heurísticas desenvolvidas nesse contexto de Aprendizagem de Máquina são divididas em dois tipos: Aprendizado Supervisionado e Aprendizado Não-Supervisionado. Cada uma delas possui suas vantagens e desvantagens, não havendo algo que torne um superior ao outro. Existem apenas situações em que determinado tipo é mais adequado que outro. Da mesma forma que determinados métodos são aconselhados para algumas ocasiões e desaconselhados em outras.

O aprendizado Supervisionado é aquele em que acontece a partir de informações previamente conhecidas, denominadas base de treinamento com dados pré-classificados. ([COPPIN, 2010](#)).

O aprendizado Não-Supervisionado é aquele em que o aprendizado acontece sem qualquer conhecimento da situação e ocorre naturalmente, sem a intervenção humana. ([COPPIN, 2010](#)). A falta de conhecimento prévio do ambiente, a complexidade do sistema e um grande espaço de estados dificultam o processo e, conseqüentemente, contribuem para o aumento do tempo necessário de aprendizado. ([SHERSTOV; STONE, 2005](#)).

O AR é uma técnica de aprendizado não supervisionado em que o agente aprende os modelos de transição por meio de seus próprios movimentos, uma espécie de realimentação chamada de recompensa ou reforço. ([RUSSELL; NORVIG, 2013](#)). Uma de suas vantagens está na possibilidade do agente aprender em um ambiente totalmente desconhecido, a partir de suas experiências obtidas por meio de tentativa e erro.

O conhecimento é adquirido por meio do estado do indivíduo no ambiente, das ações efetuadas nesse ambiente e das mudanças de estado decorrentes das ações, ou seja, após realizar uma ação, o agente é informado sobre seu resultado e sobre seu estado subsequente alcançado pelo sistema. ([DORÇA, 2012](#)).

O termo AR tem sua origem em estudos experimentais sobre o aprendizado

dos animais, o qual diz que quanto maior a satisfação obtida por um animal em certa experiência, maiores as chances de ele aprender. (THORNDIKE, 1911). Os animais sabem reconhecer, automaticamente, a dor e a fome como recompensas negativas e o bem estar e a ingestão de alimentos como recompensas positivas. (RUSSELL; NORVIG, 2013).

Esse conceito foi posteriormente reformulado por Sutton, Barto e Williams (1991) que definiram o AR como:

Se uma ação tomada pelo sistema de aprendizagem é seguida de estados satisfatórios, então a tendência do sistema de produzir esta ação em particular é reforçada. Se não for seguida de estados satisfatórios, a tendência do sistema de produzir esta ação é enfraquecida.

Uma das características mais relevantes da técnica de AR é que além de permitir utilizar o conhecimento já absorvido para desencadear as ações mediante a tentativa/erro e as realimentações, também é possível explorar espaços ainda desconhecidos, na busca para melhorar as possibilidades de recompensas futuras. (MAIA, 2012). Por isso, torna-se interessante para a realização de tarefas inseridas em ambientes complexos. A Figura 7 apresenta uma política de um agente AR, exemplificando alguns possíveis percursos para alcançar o objetivo final (quadrado com valor +1), em um ambiente.

▶	▶	▶	+1
▲		▲	-1
▲	◀	◀	◀

Figura 7 – Exemplo de uma política de Aprendizagem por Reforço.

O AR é geralmente aplicado quando não se consegue definir exemplos de comportamentos corretos nas situações em que o agente deve enfrentar ou quando um agente estiver presente em um ambiente desconhecido. (DORÇA, 2012). O agente atua autonomamente na construção de conhecimento sobre o ambiente que não estava disponível no seu tempo de projeto e desenvolvimento. (SUTTON; BARTO, 1998).

Um agente de aprendizagem não necessita conhecer nem mesmo o modelo do ambiente, pois ele pode comparar as ações esperadas de suas escolhas disponíveis sem precisar conhecer seus resultados. (RUSSELL; NORVIG, 2013). Diferentemente dos agentes baseados em utilidade que dependem do modelo ambiente, a fim de tomar suas decisões sem deixar de produzir estados válidos.

A proposta da técnica é fornecer um resultado após o agente adotar uma determinada ação dado um estado específico e alcançar um novo estado subsequente.

(RUSSELL; NORVIG, 2013). Nota-se que a avaliação está diretamente ligada ao aprendizado, diferentemente da aprendizagem supervisionada.

No modelo teórico de AR ocorre uma interação do agente e ambiente. O agente seleciona uma ação a_t no estado s_t , recebe um reforço r_{t+1} do ambiente e é levado para o estado s_{t+1} , conforme ilustrado na Figura 8. O objetivo do agente é construir uma política que maximize uma soma de reforços, recebidos ao longo do processo de interação. (DORÇA, 2012).

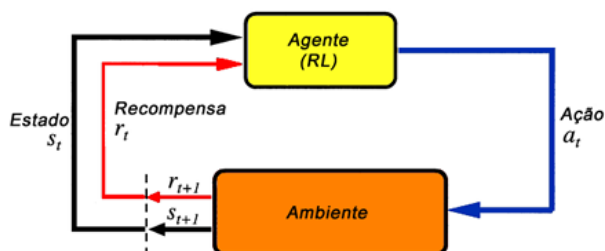


Figura 8 – Modelo Teórico de AR.

Fonte: Sutton e Barto (1998).

Dentro do contexto de AR, os agentes enfrentam, constantemente, o embate entre exploração e exploração, que consiste em decidir quando se devem explorar novos estados e ações desconhecidas ou a exploração de estados e ação já aprendidos e que possuem boas recompensas. (SUTTON; BARTO, 1998). São duas propostas adversas em que, de um lado, o agente deve buscar novas opções, dentro do espaço de estados, para permitir melhor desempenho no futuro e do outro agir baseado na melhor informação de que o agente dispõe no momento. Considerando que ambas possuem suas especificidades e benefícios à solução de problemas, uma estratégia interessante é mesclar os dois modos de investigação, denominada de política *e-greedy*.

Nesse tipo de política, a escolha é feita baseada em uma probabilidade ϵ de se executar uma ação na qual é considerada a melhor opção do estado atual, visando obter maiores informações sobre estados ainda desconhecidos. (IGLESIAS et al., 2009). Em contrapartida, a política de exploração *greedy* escolhe sempre alternativas que julgam como sendo as melhores, de acordo com as informações atuais, sem levar em conta implicações futuras. (SUTTON; BARTO, 1998).

O algoritmo *Q-Learning* pode ser usado para definir a escolha da melhor ação em AR. (WATKINS; DAYAN, 1992). Seu objetivo é estimar autonomamente, em cada estado s que o agente se encontra, o valor $Q(s, a)$ para cada possível ação a e, a partir daí, escolher a melhor estratégia, com base nos valores calculados.

Uma vez bem estimados os valores de $Q(s, a)$ é possível escolher a melhor estratégia de acordo com o estado s , conforme descrevem Iglesias et al. (2009) na

Equação 2.1:

$$U(s) = \max(Q(s, a)) \quad (2.1)$$

No contexto de AR, existem dois tipos de agentes. O primeiro é o agente de Programação Dinâmica Adaptiva que aprende o modelo de transição $P(s'|s, a)$ entre os estados, resolvendo o processo através de decisão de Markov. (RUSSELL; NORVIG, 2013). Essa definição está formalizada na Equação 2.2.

O estado atual está baseado em possíveis estados sucessores, na qual s' é selecionado a partir de um modelo de transição aprendido. Daí, para cada estado $s \in S$ e cada ação $a \in A$ em dado instante, é fornecida uma distribuição de probabilidades $P(s', s, a)$ para o estado seguinte $s' \in S$. (COELHO, 2011).

O $R(s)$ significa sinal de reforço fornecido ao estado, s quando alcançam o objetivo final. Isto é, ao chegar ao estado desejado, o algoritmo recebe uma bonificação que simboliza o sucesso pelo objetivo alcançado.

O γ é uma taxa de desconto temporal que deprecia ao longo das iterações. (IGLESIAS et al., 2009). Serve para garantir a convergência e diferenciar recompensas distantes do estado atual. O parâmetro pode ser um valor compreendido no intervalo $[0, 1[$. Quanto mais próximo de 1 (um), maior a relevância dada a recompensa nos estados adjacentes ao estado desejado.

$$Q(s, a) = R(s) + \gamma \sum P(s'|s, a) \max(Q(s', a')) \quad (2.2)$$

O segundo é o agente de Aprendizagem de Diferença Temporal que desconsidera qualquer modelo de transição de estados. (RUSSELL; NORVIG, 2013). A Equação 2.3 demonstra a função Q .

O parâmetro α é a taxa de aprendizagem que indica velocidade em que a informação nova é acumulada pelo algoritmo. (OTTONI et al., 2015). Ele pode assumir valores entre $]0, 1]$. O intervalo não compreende zero, pois se $\alpha = 0$, não haverá aprendizado. É um fator de ponderação das atualizações da função $Q(s, a)$ cuja função é satisfazer as condições de convergência para um política ótima. (MARTINS; BIANCHI, 2014). Quanto mais próximo de 1 (um) for α , maior será a transferência da força de associação entre as ações dos estados.

$$Q(s, a) = Q(s, a) + \alpha(R(s) + \gamma(\max(Q(s', a')) - Q(s, a))) \quad (2.3)$$

O intuito é escolher ações que tendem a elevar, em longo prazo, a soma dos sinais de recompensas, aprendendo, sistematicamente, por meio de tentativa e erro. (DORÇA, 2012). O *Q-Learning* pode ser esquematizado baseado no valor estado-ação definido na equação anterior. (IGLESIAS et al., 2009). Observe a estrutura do algoritmo 1.

Algoritmo 1: Algoritmo *Q-learning*.

```

1 início
2   Para cada  $(s \in S, a \in A)$ , inicializa a tabela de valores  $Q(s, a)$ ;
3   Observe o estado atual  $s$ ;
4   enquanto  $s$  não seja o estado final faça
5     Selecione uma ação  $a$  e execute-a;
6     Receba a recompensa  $r$ ;
7     Observe o novo estado  $s'$ ;
8     Atualize a tabela  $Q(s, a)$  seguindo Equação 2.3;
9     Atribua o estado novo  $s'$  para  $s$ ;
10  fim
11 fim

```

De acordo [Iglesias et al. \(2009\)](#), os problemas que envolvem AR geralmente são modelados utilizando Processos de Decisão de Markov (*Markov Decision Process* - MDP) na qual a transição entre estados é probabilística e, dessa forma, é possível observar os estados e interferir periodicamente no processo. Esse assunto é tema do próximo tópico, [subseção 2.4.2](#).

2.4.2 Cadeias Markov

Esta subseção trata sobre o processo estocástico chamado Cadeias de Markov, suas características e seus métodos.

A teoria de processos estocásticos iniciou em 1907, a partir de um artigo publicado por Andrei Andreyevich Markov (1856-1922) e, posteriormente, usado pela primeira vez o termo Cadeia de Markov em 1926, por Sergei Natanovich Bernstein (1880-1968). ([MONTEIRO, 2006](#)).

Segundo [Dorça \(2012, pág. 67\)](#), um processo estocástico é "uma coleção de variáveis probabilísticas, ou aleatórias, que descreve o processo executado por um sistema em um período de tempo". Neste caso, tem-se uma função $X(t)$ dada em relação ao tempo t , de modo que, em qualquer instante t , $X(t)$ é uma variável aleatória. ([MONTEIRO, 2006](#)).

De acordo com [Albuquerque, Fortes e Finamore \(2008 apud DORÇA, 2012\)](#), a variável aleatória $X(t)$ é definida em um espaço denominado de espaço de estados, conforme mostra a [Equação 2.4](#):

$$X_t = X_{t0}, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} \quad (2.4)$$

O processo estocástico também pode ser definido, conforme [Monteiro \(2006, pág. 180\)](#), como "um processo que evolui ao longo do tempo de acordo com leis probabilísticas". Isto é, um fenômeno que varia em algum grau, de maneira imprevisível,

à medida que o tempo passa. Pimental (2007) classifica o processo de acordo com a natureza da função e suas amostras da seguinte forma:

- De amplitude contínua: se a variável aleatória $X(t_i)$ é contínua para todo $t_i \in \tau$.
- De amplitude discreta: se a variável aleatória $X(t_i)$ é discreta para todo $t_i \in \tau$.

Um processo estocástico é dito estacionário se a função de distribuição da probabilidade conjunta das variáveis aleatórias $X_{t0}, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn}$ não varia com o deslocamento do tempo t , obtendo os valores A como mostra a Equação 2.5. (PIMENTAL, 2007).

$$P(X_1 = A_1, \dots, X_n = A_n) = P(X_{1+m} = A_1, \dots, X_{n+m} = A_n) \quad (2.5)$$

Diz-se que um processo estocástico é markoviano se a informação precedente for condicionalmente independente das restantes, ou seja, um estado futuro não depende do passado, apenas do presente. (FALEIROS; YONEYAMA, 2002). Em outras palavras, uma função $X(t)$ na qual $t_i, 0 < t_1 < t_2 < \dots < t_n < t$ e valores $A \in \beta$, como mostra a Equação 2.6:

$$P(X_t \in A | X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn}) = P(X_t \in A | X_{tn}) \quad (2.6)$$

Esse fundamento foi utilizado por Andrei Andreyevich Markov para formalizar as transições de estados que evoluem de forma estocástica, denominada de Cadeias de Markov. Trata-se de um processo markoviano capaz de prever os estados de um sistema em andamento, de maneira probabilística, conhecendo apenas o estado presente e não sua trajetória ou demais ocorrências. (DORÇA, 2012).

Uma Cadeia de Markov é um processo $X = (X_0, X_1, X_2, \dots)$, com valores de probabilidade A para cada caminho/alternativa, em um instante t (valores inteiros não negativos) e espaço de estados $\{x_0, x_1, x_3, \dots, x_n\}$, com as seguintes propriedades (MEYN; TWEEDIE; GLYNN, 2009) (ANTON; RORRES, 2012):

- Qualquer resultado A pertence a um estado do conjunto finito de estados, ou seja, $A \in \{x_0, x_1, x_3, \dots, x_n\}$.
- A probabilidade de o sistema estar no estado i em qualquer observação se o mesmo esteve no estado j na observação precedente, é dada $P(x_i | x_j)$. Matematicamente, é o mesmo que dizer $P(X_t = x_i | X_{t-1} = x_j)$.

As probabilidades podem ser organizadas em matrizes, denominadas de matrizes de transição, onde as linhas verticais correspondem aos novos estados e as linhas horizontais aos estados precedentes.

$$\begin{bmatrix} P(X_t|X_{t-1}) & X_t = x_0 & X_t = x_1 & X_t = x_2 & \dots & X_t = x_n \\ X_{t-1} = x_0 & P_{00} & P_{01} & P_{02} & \dots & P_{0n} \\ X_{t-1} = x_1 & P_{10} & P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{t-1} = x_n & P_{n0} & P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

A matriz deve-se satisfazer às seguintes condições (MEYN; TWEEDIE; GLYNN, 2009):

- $P_{ij} \geq 0$, para todo $i, j = \{0, \dots, n\}$
- $\sum_{j=0}^n P_{ij} = 1$, para todo $i = \{0, \dots, n\}$

Em uma Cadeia de Markov de três estados, tem-se o formato ilustrado na Equação 2.8. De acordo com o exemplo, a probabilidade P_{32} significa sair do estado três para o estado dois e a probabilidade P_{22} indica continuar no estado dois depois de ter sido observado o estado dois.

$$\begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Em um exemplo prático, pode-se imaginar uma locadora de veículos com três lojas de atendimento, denotadas por 1, 2, 3. O cliente pode alugar um carro em qualquer uma das três lojas e devolver também em qualquer uma. Dado o levantamento informativo e consolidado, o gerente geral organiza as probabilidades em uma matriz de transição. Nas linhas verticais, os valores segundo os aluguéis e nas linhas horizontais, os valores de acordo com as devoluções. Dessa maneira, tem-se a matriz que representa a Cadeia de Markov:

$$\begin{bmatrix} 0,80 & 0,30 & 0,20 \\ 0,10 & 0,20 & 0,60 \\ 0,10 & 0,50 & 0,20 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Conforme Equação 2.9, a probabilidade de um carro ser alugado na loja 1 e ser devolvido na loja 3 é de 0,1. Já a loja 2, tem 0,5 de probabilidade de alugar um carro e este ser devolvido na mesma loja.

Outro tipo de representação da Cadeia de Markov é mostrado na Figura 9. A matriz de transição que denota as probabilidades apresentadas na figura é mostrada na Equação 2.10.

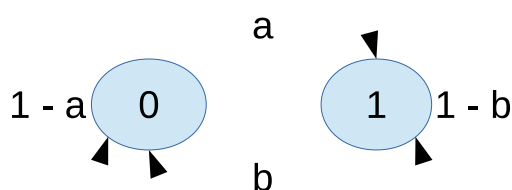


Figura 9 – Exemplo de Cadeia de Markov.

$$\begin{bmatrix} 1-a & a \\ b & 1-b \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Os modelos estocásticos são opostos aos modelos determinísticos. (DORÇA, 2012). Eles se caracterizam por variações que representam aspectos aleatórios de eventos do mundo real. O processo de aprendizagem, em especial os EA modelados pelo ME, é um exemplo e pode ser entendido como processo estocástico na qual o desempenho do aluno ocorre com algum grau de imprevisibilidade, variando de acordo com inúmeras variáveis, conforme supracitado. Por tal motivo, esse assunto se torna de grande importância.

2.5 Sistemas Especialistas na Educação a Distância

Esta seção trata sobre sistemas educacionais com função de reproduzir ou implementar um ambiente de ensino-aprendizagem. Isso significa desenvolver técnicas sobre o que ensinar e como ensinar. Dessa forma, discutem-se abordagens automatizadas de interação, de personalização, de transmissão de conhecimento, entre outras. A seção está dividida em: [subseção 2.5.1](#) que relata sobre Sistemas de Tutores Inteligentes (STI), a [subseção 2.5.2](#) que discorre sobre Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação (SAIE) e a [subseção 2.5.3](#) que apresenta uma arquitetura sistemática de componentes para uma modelagem dinâmica de Estilos de Aprendizagem em SAIE.

2.5.1 Sistemas de Tutores Inteligentes

Na década de 1950, teve início o processo de ensino, utilizando computadores, desenvolvido pelo psicólogo americano B. F. Skinner. Ele propôs um método de ensino chamado de Máquina de Ensinar, baseado na teoria comportamentalista. (BOTELHO, 2008).

Segundo Botelho (2008), esse tipo de sistema ficou conhecido, inicialmente, como *Computer Aided Instruction* (CAI). O material a ser ensinado se dividia em módulos sequenciais, nos quais o estudante é submetido a questões, ao final de cada

módulo. O objetivo é apenas a transmissão do conhecimento, independente do perfil do aluno.

Na década de 1980, [Brown e Sleeman \(1982\)](#) apresentaram um modo assistido de ensinar diferente, denominado de STI. Diante das diferentes características individuais dos estudantes, propuseram a flexibilização didática e a melhora do canal de comunicação com o usuário, baseada na participação ativa mediante a interação.

Trata-se de uma área multidisciplinar de pesquisa que envolve a Computação, a Psicologia Cognitiva e a Educação. Segundo [Kearsley \(1987\)](#), a Ciência da Computação, por meio da IA, fornece técnicas e métodos para a representação do conhecimento, a Psicologia Cognitiva traz modelos relacionados ao raciocínio, memória, percepção e solução de problemas. E, por último, a Educação, que fornece as teorias Construtivistas do Ensino para a melhor aplicação do processo de ensino-aprendizagem.

Nesse aspecto, [Salgueiro et al. \(2005 apud GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011\)](#) afirmam que, quanto mais flexível for o sistema, maiores as possibilidades de ajustes quanto ao perfil do estudante. Outra característica do STI é proporcionar ao aprendiz que ele esteja apto a aprender, independente do seu nível cognitivo, tempo e local. ([GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011](#)).

As principais diferenças entre os sistemas CAI e os sistemas STI são apresentadas na [Tabela 4 \(GIRAFFA, 1997 apud BOTELHO, 2008\)](#).

Tabela 4 – Paralelo entre dois tipos de sistemas.

Aspecto	CAI	STI
Origem	Educação.	Computação.
Base teórica	Behaviorismo de Skinner.	Psicologia Cognitiva.
Estruturação e funções	Uma única estrutura de algoritmo fixa na qual o aluno não interfere no sequenciamento.	Estrutura dividida em módulos cujo comportamento é influenciado pelas interações do usuário.
Estruturação do conhecimento	Algorítmica.	Heurística
Modelagem do Aluno	Testam a última resposta.	Avaliam todas as respostas e comunicação durante o processo de aprendizagem.
Modalidade	Tutorial, exercício e prática.	Ambiente interativo de diálogo bidirecional.

Fonte: [Peters \(2009\)](#)

Em uma pesquisa realizada pela universidade Carnegie Mellon, foram diagnosticados grandes avanços no processo de aprendizagem comparando STI com CAI. Segundo [Nwana \(1990 apud GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011\)](#), o ganho foi de 43% na qualidade do ensino e redução de 30% no tempo de aprendizagem.

De acordo com [Jonassen \(1993 apud BOTELHO, 2008\)](#), três requisitos devem estar presentes em um STI:

- o conteúdo deve ser codificado e armazenado de modo que o sistema possa

acessar informações, fazer inferências ou resolver problemas;

- o sistema deve ser capaz de avaliar o aprendizado dos estudantes;
- as estratégias devem ser construídas de modo a aproximar o conhecimento do aprendiz e o conhecimento especialista.

Cabe ressaltar que os STI têm a função primordial de apoiar os estudantes no processo de aprendizagem. Self (1990) deixa claro que a construção do conhecimento é resultado de um processo reflexivo e qualquer tipo de sistema é apenas uma alternativa didática. Trata-se de um procedimento sem pretensões de substituir o papel do professor, pois é ele o responsável por elaborar o conteúdo didático e analisar se as estratégias adotadas pelo sistema têm produzido efeito.

Segundo Nwana (1990), existem quatro componentes que formam a estrutura básica de um STI:

- Modelo domínio (MD): Também conhecido como Módulo Especialista, contém informações do conteúdo que será ministrado e ensinado, ou seja, trata-se da descrição do conhecimento que será ensinado pelo STI. (GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011).
- Modelo estudante (ME): Contém informações sobre as características do estudante. De acordo com Gharehchopogh e Khalifelu (2011), o ME deve conter descrições sobre o conhecimento e/ou comportamento do estudante, com a finalidade de alcançar um ensino individualizado por meio da escolha do melhor método de aprendizagem. Os dados representando as características ficam armazenados em uma base de dados, na qual o sistema possa obtê-los, quando necessário. As informações contidas no ME podem ser construídas de maneira explícita e/ou implícita. No primeiro, alguns questionamentos são realizados diretamente ao usuário, de modo que possa coletar os dados necessários, como por exemplo, a sistematização dos testes psicométricos. No segundo, as informações são criadas ao longo do uso do sistema, como resultado da interação do estudante diante do processo educativo e também dos mecanismos de controle e medição. (GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011).
- Módulo Tutorial (MT): Também conhecido como Módulo Pedagógico, contém estratégias de como ensinar e como serão aplicadas ao processo de ensino. Deve selecionar suas ações de acordo com o perfil do estudante. Trata-se de um módulo responsável pela escolha da sequência e forma de apresentação dos assuntos previstos no conteúdo programático. (GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011). Também deve apresentar um mecanismo capaz de prover ajuda adequada aos estudantes para o desenvolvimento do processo de aprendizagem.

(GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011). Segundo Grandbastien (1999), o módulo tutor pode utilizar diferentes recursos como a coleta de informações obtidas através de um conjunto de questionamentos e *feedbacks*, exemplos e analogias ou até mesmo de maneira implícita, como por exemplo, exercícios intuitivos.

- Modelo da interface (MI): Responsável pela administração da interação do sistema com o estudante. Contém políticas de comunicação que, por meio de controles, provêm a interação do sistema com o usuário. Os gráficos e textos que compõem as interfaces são geralmente usadas como informação instrucional para orientar o usuário como deve ser a entrada de dados (teclado, mouse, voz, etc.). (GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011). Também utiliza de opções gráficas e também tarefas de simulações relacionadas ao domínio de aprendizado. (SALGUEIRO et al., 2005). O módulo interface pode contribuir ou prejudicar o funcionamento de um STI. Mesmo havendo outros componentes de qualidade, a interface se torna algo distinto do próprio STI e de fundamental importância na sua estrutura. (WENGER, 1987).

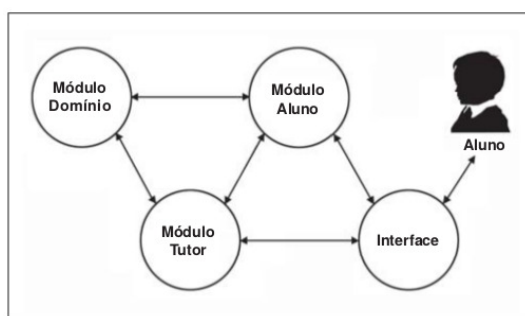


Figura 10 – Componentes de um STI.

Fonte: Nwana (1990).

Diferentes pesquisas têm sido realizadas sobre esse tema. Nwana (1990) relata que o sistema pioneiro foi o Scholar, desenvolvido por Jaime Carbonell em 1971. Ele foi criado para lidar com as perguntas dos alunos e gerar um material instrucional. Em seguida, John Seely Brown e Richard Burton construíram, em 1975, um STI com a filosofia de "aprender fazendo" com ênfase na resolução de problemas, denominado de Sophie. O autor ainda destaca o Guidon e o West, ambos baseados no Sophie e lançados na década de 1980.

Hoje, existem outros tipos de técnicas, tais como redes neurais e Bayesianas, Lógica Fuzzy e Computação Evolucionária. Mas cabe ressaltar que a construção de um STI necessita de extrema preparação para descrever, em linguagem formal, o

processamento das informações recebidas pelo estudante e, conseqüentemente, gerar instruções de *feedback*. (GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011).

A proposta principal é prover uma educação com alto padrão de qualidade de modo que o estudante tenha um tratamento particularizado, como se houvesse um professor específico para auxiliá-lo no aprendizado. (GHAREHCHOPOGH; KHALIFELU, 2011).

2.5.2 Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação

Esta subseção aborda os sistemas que buscam uma personalização e assistência individualizada aos estudantes. Diferentes abordagens têm sido pesquisadas com o intuito de prover um tratamento particularizado, mesmo diante da heterogeneidade do perfil humano.

O conceito de adaptação está diretamente relacionado com as possibilidades de reorganização e personalização do ambiente de aprendizagem, conforme os interesses e preferências dos usuários. (SANTOS; OSORIO, 2008).

Os SAIE não pertencem a um tipo novo de sistemas educacionais, mas sim a incorporação de algumas tecnologias específicas, advindas de STI e Sistemas de Hipermídia Adaptativo (SHA). O primeiro, tratado na seção anterior, são técnicas que simulam um tutor humano baseado, no sequenciamento personalizado do conteúdo, suporte interativo de problemas e soluções inteligentes para o estudante. (BRUSILOVSKY P., 1996). Uma observação importante é que o STI tem a função de apoiar os estudantes no processo de aprendizagem, ajustando o conteúdo dinamicamente, por meio de estratégias pedagógicas.

Os SHA têm sua base fundamentada na técnica de Hipermídia Adaptativa. Esses sistemas são constituídos por um conjunto de nós ou hiperdocumentos, em que a interação ocorre seguindo um direcionamento de navegação de *links*, ligando diversos tipos de objetos de aprendizagem, como por exemplo, texto, imagens, sons, vídeos, dentre outros. (PALAZZO, 1992). A navegação adaptativa auxilia os usuários na disponibilização do conteúdo, levando em consideração o perfil individualizado de cada um. Veja a ilustração da Figura 11.

Essas propostas dinâmicas são defendidas na contra-mão dos SGA tradicionais, que apresentam conteúdos estáticos e sem qualquer tipo de personalização. Isto é, há uma generalização do perfil do usuário e o sistema interage de maneira igual com todos, sem distinção. Papanikolaou K. (2002) destaca algumas características sobre os SAIE:

- Sequenciamento de currículo;
- Apoio à resolução de problemas;



Figura 11 – Representação gráfica da estrutura de hipermídia.

Fonte: [Vidal e Encinosa \(2012\)](#).

- Apresentação adaptativa;
- Apoio à navegação.

Um processo de ensino, realizado por um SAIE, é executado por quatro tarefas básicas: aquisição de dados sobre o usuário (estudante), processamento de dados, atualização dos dados e personalização da estratégia de ensino. ([IGLESIAS et al., 2009](#)). Portanto, há uma busca por um ambiente propício, seguindo as características, objetivos, conhecimentos, preferências e dificuldades de cada pessoa que se propõe a utilizar o sistema.

Muitos trabalhos científicos têm utilizado também os EA, em particular o modelo proposto [Felder e Silverman \(1988\)](#), como forma de promover um tratamento diferenciado. Alguns propõem até o fornecimento da adaptabilidade relacionando dimensões do modelo FSLSM com os diferentes tipos de mídias eletrônicas. Mas esse assunto é tema da [subseção 2.5.3](#), que vem em seguida e descreve detalhadamente uma abordagem SAIE.

2.5.3 Abordagem Adaptativa de EA em SAIE - Modelagem de Dorça

Esta subseção trata sobre os detalhes que envolvem a proposta de modelagem automática e dinâmica de EA, desenvolvida por Fabiano de Azevedo Dorça, em diversos trabalhos científicos supracitados.

A proposta fundamenta-se na customização do ambiente de aprendizagem, seguindo o perfil do estudante. A [Figura 12](#) mostra o fluxograma esquematizando todo o processo, desde a identificação dos EA e adaptação do conteúdo até a atualização das variáveis de sistema seguindo as características do usuário, nesse caso, o aluno.

Em síntese, o conteúdo programático é dividido em conceitos, sendo que, para cada um, são exigidos seis níveis cognitivos da Taxonomia de Bloom, ministrados

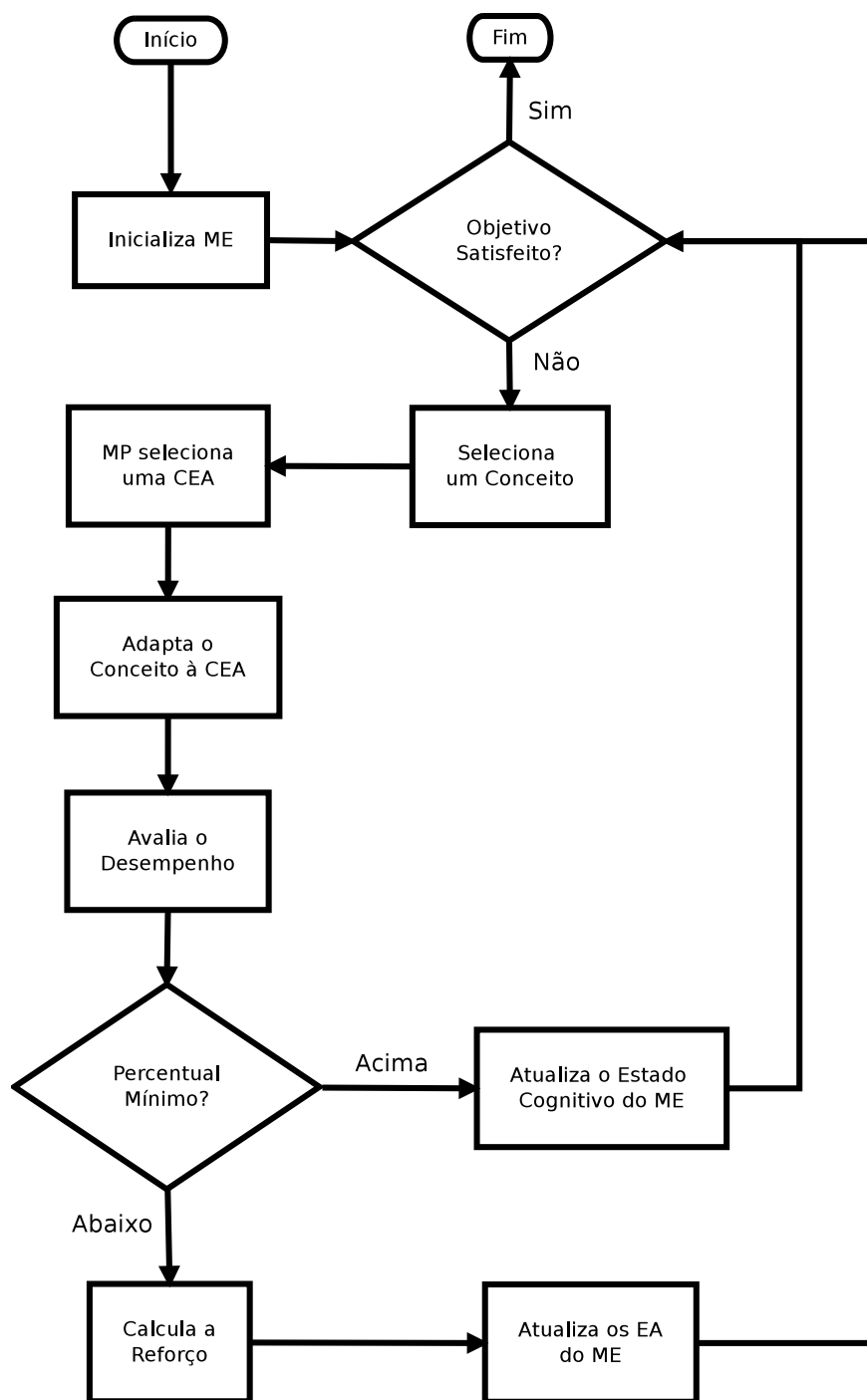


Figura 12 – Fluxograma da abordagem proposta por Dorça (2012).

mediante as sessões de aprendizagem.

O processo começa com a inicialização do ME, podendo ser adotado diferentes técnicas, conforme serão descritas na [subseção 2.5.3.1](#). Então um conceito é selecionado e, para seu primeiro estado cognitivo, o MP seleciona, estocasticamente, uma CEA, seguindo uma distribuição uniforme, baseado nos valores armazenados no ME. Por conseguinte, o SAIE faz a personalização do material didático, seguindo a CEA e

apresenta ao estudante.

Na próxima etapa, ocorre o método avaliativo. Se o desempenho estiver abaixo do mínimo exigido, o sistema entende que precisa revisar suas informações e corrigir seus dados do ME, tornando-o cada vez mais bem adaptado ao estudante. O aluno, por sua vez, repetirá o processo de ensino em que não foi aprovado.

Em contrapartida, se o desempenho for maior ou igual ao mínimo, o sistema sinaliza para o próximo nível cognitivo. Essa rotina se repete nos seis níveis para, enfim, ser submetido ao próximo conceito.

Em se tratando de uma inferência, na qual o sistema desconhece o resultado final, haverá momentos de ME inconsistentes, ou seja, que não retratam a verdadeira preferência do estudante. Nesses casos, selecionar CEA que pareçam ser as melhores pode produzir um efeito contrário e interferir negativamente na aprendizagem. É por isso que [Dorça \(2012\)](#) utiliza uma política de exploração e exploração ($\epsilon - greedy$). Essa técnica considera a seleção da CEA de maneira probabilística, permitindo a escolhas que podem não ser a opção de melhor estado.

A utilização de uma política de exploração pura (*greedy*), técnica em que as ações escolhidas são aquelas que se julgam serem as melhores para resolver o problema, poderia induzir o sistema de maneira tendenciosa sem o grau estocástico que envolve o processo e, dessa forma, o algoritmo AR convergir para um ponto ótimo local. ([GUELPELI M., 2003](#)).

Nos próximos tópicos, serão descritos, com detalhes, cada componente. A subseção foi dividida da seguinte forma: a [subseção 2.5.3.1](#) descreve a estrutura do Modelo Estudante (ME) e suas características; a [subseção 2.5.3.2](#) discute sobre o processo estocástico de seleção das Combinações de Estilos de Aprendizagem (CEA) que correspondem às estratégias pedagógicas; em seguida, a [subseção 2.5.3.3](#) que trata da atualização das variáveis que compõem o ME baseado na abordagem de AR; por fim, a [subseção 2.5.3.4](#) que contém detalhes do simulador de avaliação do conhecimento, para aferir o desempenho do estudante de maneira estocástica.

2.5.3.1 Modelo Estudante

O ME é uma estrutura responsável por armazenar as características do aluno. ([DORÇA, 2012](#)). O objetivo é representar o estudante da melhor maneira possível, ou seja, contendo informações que representam bem cada indivíduo.

Segundo [Gogvadze et al. \(2011\)](#), a eficiência de um SAIE está intimamente ligada à qualidade do ME. Um sistema pode possuir as melhores e eficientes estratégias para adaptação do conteúdo de maneira personalizada, de acordo com o perfil do aluno, mas, se as estimativas sobre as preferências do estudante estiverem inconsistentes, as intervenções produzirão resultados inesperados.

A abordagem de ME, defendida por [Dorça \(2012\)](#), combina aspecto automático

e dinâmico para atualização constante das informações. O procedimento ocorre de acordo com o resultado do aluno nos processos avaliativos. A partir de um valor quantitativo, representando a nota, o sistema efetua uma análise e associa a falha à sua insuficiência no aprendizado.

Portanto, de acordo com o desempenho do estudante, algumas ações são executadas para a adequação do sistema ao usuário. Por isso, trata-se de uma estrutura que combina aspectos automático, dinâmico e global.

O ME é composto por três elementos: os EA, baseados na teoria FSLSM, o Estado Cognitivo (EC) e o Objetivo de Aprendizagem (OA). Os EA são representados por um valor real, compreendido no intervalo $[0, 1]$, que indicam a preferência do estudante, agrupados dois a dois, em quatro dimensões. Eles são tratados como tendências probabilísticas e não como certezas. (DORÇA, 2012). Por isso, dentro de uma mesma dimensão, possuem valores complementares, totalizando 1 (um). Por exemplo, se A e B são números reais que representam as preferências dos estilos da dimensão X , então $A + B = 1$, ou seja, pode ser $A = 0,33$ e $B = 0,67$.

As variáveis EC e OA representam níveis cognitivos baseadas na Taxonomia de Bloom. (KRATHWOHL, 2002). São seis níveis definidos por meio de um número inteiro, compreendido no intervalo $[0, 5]$. O EC indica qual o nível cognitivo atual do estudante, em determinado conceito. Já o OA indica o nível cognitivo que o estudante deve atingir, em determinado conceito de domínio a ser aprendido.

A medição do conhecimento, em cada conceito do domínio a ser aprendido, utiliza a abordagem de estágios de sobreposição, na qual o estudante avança sequencialmente pelos seis níveis propostos pela Taxonomia de Bloom (KRATHWOHL, 2002), a cada vez que alcança desempenho superior ao mínimo exigido pelo processo avaliativo.

A Tabela 5 apresenta um exemplo de ME probabilístico, incluindo as variáveis EA, EC e OA.

Tabela 5 – Modelo Estudante.

EA Probabilísticos							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Visual	Verbal	Sequencial	Global
0,70	0,30	0,34	0,66	0,28	0,72	0,85	0,15
Estado Cognitivo							
$EC = (C_0, 5) \dots (C_{n-1}, 5)$							
Objetivo de Aprendizagem							
$OA = (C_0, 5) \dots (C_{n-1}, 5)$							

Fonte: Dorça (2012).

De acordo com a Tabela 5, o estudante possui 70% de probabilidade de preferência pelo estilo Ativo e 30% pelo estilo Reflexivo, na dimensão Processamento. Na dimensão Percepção, ele possui 34% de preferência pelo estilo Sensitivo e 66% pelo Intuitivo. Já na dimensão Entrada, ele apresenta 28% de preferência pelo estilo

Visual e 72% pelo Verbal. Por fim, a dimensão Organização, o estudante tem 85% da preferência pelo estilo Sequencial e 15% pelo Global. Então, é possível afirmar que, provavelmente, trata-se de um estudante Ativo, Sensitivo, Verbal e Sequencial.

Os elementos que compõem o ME são definidos por Dorça (2012):

- **Nível Cognitivo (NC):** valores de acordo com a Taxonomia de Bloom (KRATHWOHL, 2002) na qual $NC = \{\text{Conhecimento (0), Compreensão (1), Aplicação (2), Análise (3), Síntese (4) e Avaliação (5)}\}$
- **Objetivo de Aprendizagem (OA):** subconjunto de conceitos do domínio a ser aprendido, dado por $OA = \{\langle a, b \rangle | a \in C, b \in NC\}$, onde $C = \{C_0, \dots, C_{n-1}\}$ corresponde aos conceitos a serem aprendidos pelo estudante.
- **Estado Cognitivo (EC):** conjunto $EC = \{\langle a, b \rangle | a \in C, b \in NC\}$ que determina o NC do estudante em cada conceito do curso em determinado momento.
- **Estilos de Aprendizagem (EA):** são probabilidades divididas em quatro dimensões onde $EA = \{(Pr_A, Pr_R), (Pr_S, Pr_I), (Pr_{VI}, Pr_{VE}), (Pr_{SEQ}, Pr_G)\}$ tal que: $Pr_A + Pr_R = 1, Pr_S + Pr_I = 1, Pr_{VI} + Pr_{VE} = 1, Pr_{SEQ} + Pr_G = 1$ na qual $A = \text{Ativo}; R = \text{Reflexivo}; S = \text{Sensitivo}; I = \text{Intuitivo}; VI = \text{Visual}; VE = \text{Verbal}; SEQ = \text{Sequencial}; G = \text{Global}$.
- **Modelo Estudante (ME):** é uma tupla composta por EA, OA e EC definida da seguinte forma: $ME = \{\langle EA, OA, EC \rangle\}$.

Segundo Dorça (2012), as probabilidades dos EA presentes no ME podem ser definidas a partir de dados obtidos no questionário, como o ILSQ compatível com o modelo FSLSM, ou inicializando igualmente cada EA com o valor de 50%, conforme mostra a Tabela 6.

Tabela 6 – Exemplo Modelo Estudante.

EA Probabilísticos							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Visual	Verbal	Sequencial	Global
0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50

Caso ocorra a utilização do ISQL, os valores podem ser encontrados pela divisão entre a quantidade de respostas favoráveis ao EA pelo total de respostas da dimensão, que é de 11 nas 4 dimensões, totalizando 44 questões do ILSQ, conforme mostra Equação 2.11.

$$Pr_i = \frac{Resp_i}{11} \quad (2.11)$$

Por exemplo, considerando um estudante que tenha respondido 5 questões favoráveis ao estilo Sequencial e 6 de acordo com o estilo Global, na dimensão Organização têm-se os seguintes valores de probabilidades:

$$Pr_{SEQ} = \frac{5}{11} = 0,45 \quad (2.12)$$

$$Pr_G = \frac{6}{11} = 0,55 \quad (2.13)$$

Os resultados obtidos por meio do ILSQ para cada dimensão do FSLSM podem ser classificados de acordo com a diferença entre a quantidade de respostas dos EA. Valores de diferença entre 1 e 3 correspondem a uma preferência leve (ou balanceada) por um estilo; entre 5 e 7 indica preferência moderada por um deles; e entre 9 e 11 indica forte preferência por um estilo. (FELDER; SPURLIN, 2005), (GRAF; LIU; KINSHUK, 2008) e (KINSHUK; LIU; GRAF, 2009).

Apesar desse trabalho ter o ME baseado exclusivamente nas preferências dos EA, no OA e no EC, outros fatores importantes podem ser considerados, como por exemplo, estilo cognitivo, idade, preferências, perfil acadêmico, traços de personalidade, conforme sugere Martins et al. (2008).

2.5.3.2 Módulo Pedagógico

O MP é o responsável por selecionar a estratégia mais adequada e apropriada ao estudante, dentre algumas possibilidades existentes. (DORÇA, 2012). Para tal função, o componente utiliza as informações armazenadas no ME, principalmente as probabilidades dos EA.

A preocupação do MP consiste em determinar como o estudante quer aprender, ou seja, em que formato e sequência terá melhor aprendizado e motivação. (IGLESIAS et al., 2009).

O processo do MP, quando solicitado, tem o objetivo de formar uma CEA constituída por uma tupla de quatro EA, sendo cada escolha pertencente a uma dimensão do modelo FSLSM. A CEA é definida por Dorça (2012) assim:

- Combinação de Estilos de Aprendizagem (CEA): $CEA = (a, b, c, d | a \in D1, b \in D2, c \in D3, d \in D4)$ considerando $D1 = \{Ativo (A); Reflexivo (R)\}$; $D2 = \{Sensitivo (S); Intuitivo (I)\}$; $D3 = \{Visual (VI); Verbal (VE)\}$; $D4 = \{Sequencial (SEQ); Global (G)\}$.

Observa-se, pela definição, que são quatro variáveis e que, em cada uma delas, há duas alternativas. Por isso, é possível concluir que há $2^4 = 16$ (dezesesseis) combinações possíveis. As possibilidades de assumir um valor ou outro são dadas por

um processo estocástico baseado em aspectos probabilísticos modelados por meio de cadeias de Markov.

Dorça (2012) observa as características não determinísticas do processo e pondera a probabilidade do estudante pertencer a qualquer uma das dezesseis categorias. Com isso, é preciso propor uma solução diante da incerteza inerente à inferência da categoria pedagógica. O fator imprevisível que opera sobre o processo é decorrente de outros fatores envolvidos, como por exemplo, o nível cognitivo e o domínio do conhecimento, e isso pode tender de uma categoria a outra, conforme observado por Jones, Reichard e Mokhtari (2003), Haider, Sinha e Chaudhary (2010), Graf, Liu e Kinshuk (2008), Kinshuk, Liu e Graf (2009) e Alfonseca et al. (2006).

Conforme supracitado na definição da CEA, são quatro variáveis probabilísticas independentes, representando cada dimensão do FSLSM, modeladas por cadeias de Markov. Dessa maneira, quatro máquinas de estados com suas respectivas transições são propostas. As cadeias são variantes no tempo, de acordo com os ajustes dos EA, alterando os valores das transições e afetando a seleção da CEA. Dorça (2012) define o fato como processo estocástico não estacionário.

No processo geral de detecção automática e dinâmica de EA do estudante, a CEA representa o estado do sistema no tempo t , sendo desprezíveis estados passados e o tempo em que se encontra o estado atual. Assim, são estabelecidas quatro cadeias concorrentes modeladas pelo modelo Markoviano, variável em um tempo discreto $t = 1..n$ que correspondem às seções de aprendizagem em que o estudante será submetido no processo de aprendizagem.

Dados valores escolhidos aleatoriamente para os estilos do modelo FSLSM, conforme Tabela 5, que representam as preferências de um estudante, é possível modelar as cadeias e seus respectivos estados de transição, como mostra a Figura 13.

Na Figura 13-a, o estado 0 representa o estilo Ativo e 1 representa o estilo Reflexivo. Na Figura 13-b, o estado 0 representa o estilo Sensitivo e 1 representa o estilo Intuitivo. Na Figura 13-c, o estado 0 representa o estilo Visual e 1 representa o estilo Verbal. Na Figura 13-d, o estado 0 representa o estilo Sequencial e 1 representa o estilo Global.

As transições entre os estados representam as probabilidades de ocorrência de um ou outro EA, na composição estocástica da CEA, sendo possível transitar entre qualquer par de estados, em um número finito de passos. Por exemplo, para a dimensão Processamento, se a CEA atual é composta pelo estado 0 (Ativo), então, têm-se 70% de probabilidade da próxima CEA continuar em Ativo no instante $t = n$, e 30% de probabilidade da nova CEA ser composta por Reflexivo (estado 1) no instante $t = n$. Se a CEA atual contém o EA Reflexivo, então se tem 30% de probabilidade da nova CEA continuar composta pelo estilo Reflexivo no instante $t = n$ e 70% de probabilidade de conter o EA Ativo no instante $t = n$.

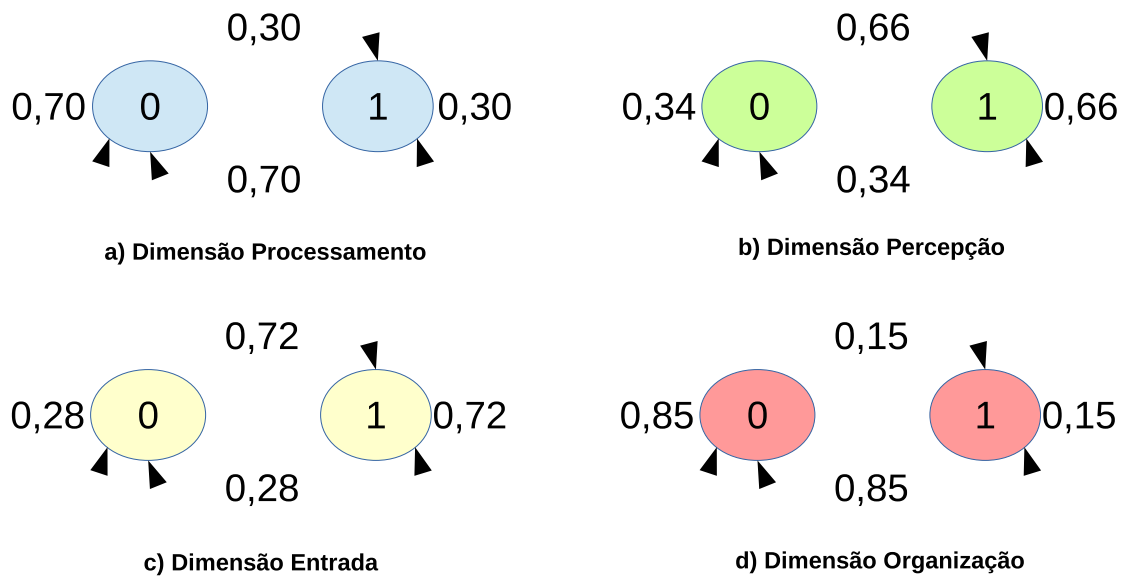


Figura 13 – Cadeias de Markov do processo estocástico de seleção de uma CEA.

Os valores apresentados na [Tabela 5](#) também podem ser modelados em matrizes. Por exemplo, a matriz $D1$ da [Equação 2.14](#) representa a cadeia de Markov mostrada na [Figura 13-a](#), a matriz $D2$ [Equação 2.15](#) aquilo apresentado na [Figura 13-b](#), a matriz $D3$ [Equação 2.16](#) a [Figura 13-c](#) e, por último, a matriz $D4$ [Equação 2.17](#) representa a [Figura 13-d](#).

$$D1 = \begin{bmatrix} 0,70 & 0,30 \\ 0,70 & 0,30 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

$$D2 = \begin{bmatrix} 0,34 & 0,66 \\ 0,34 & 0,66 \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

$$D3 = \begin{bmatrix} 0,28 & 0,72 \\ 0,28 & 0,72 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$D4 = \begin{bmatrix} 0,85 & 0,15 \\ 0,85 & 0,15 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Como essas preferências mudam constantemente, ao longo do processo de ensino-aprendizagem, através do Componente de Modelagem do Estudante (CME), que atualiza o ME, é impossível prever uma sequência de estados, ao longo do processo, pois, além de haver uma característica não determinística, as probabilidades mudam constantemente e interferem diretamente na escolha da CEA.

Sabendo-se que cada pessoa tem preferências próprias e individualizadas, a estrutura propõe o armazenamento de um ME para cada estudante. Isto é, existem

quatro matrizes de estados distintas, dadas pelo EA armazenados em seu ME, que permite o MP decidir, individualmente, sobre a melhor estratégia de aprendizado.

Considerando PR as probabilidades dos EA a, b, c, d de cada dimensão armazenadas no ME, a probabilidade P de uma CEA ser selecionada pelo MP durante uma seção de aprendizagem é dada por [Equação 2.18](#) (DORÇA, 2012):

$$P = PR_a * PR_b * PR_c * PR_d \quad (2.18)$$

Então, aplicando [Equação 2.18](#), a probabilidade de preferência do estudante pela CEA (R, I, VI, SEQ) apresentado na [Tabela 5](#), tem-se:

$$\begin{aligned} P(R, I, VI, SEQ) &= PR_R * PR_I * PR_{VI} * PR_{SEQ} \\ P(R, I, VI, SEQ) &= 0,30 * 0,66 * 0,28 * 0,85 = 0,047 \end{aligned} \quad (2.19)$$

Seguindo o raciocínio e aplicando-se [Equação 2.18](#) às CEA dadas pelos valores da [Tabela 5](#), tem-se a distribuição de probabilidades apresentadas na [Tabela 7](#).

Tabela 7 – Exemplo Probabilidades CEA.

	CEA	Valore Preferências	Probabilidades
1	P(A, S, VI, SEQ)	$0,70 \times 0,34 \times 0,28 \times 0,85$	$0,0566 * 100 = 5,66\%$
2	P(A, S, VI, G)	$0,70 \times 0,34 \times 0,28 \times 0,15$	$0,01000 * 100 = 1,00\%$
3	P(R, S, VI, SEQ)	$0,30 \times 0,34 \times 0,28 \times 0,85$	$0,0243 * 100 = 2,43\%$
4	P(R, S, VI, G)	$0,30 \times 0,34 \times 0,28 \times 0,15$	$0,0043 * 100 = 0,43\%$
5	P(A, S, VE, SEQ)	$0,70 \times 0,34 \times 0,72 \times 0,85$	$0,1457 * 100 = 14,57\%$
6	P(A, S, VE, G)	$0,70 \times 0,34 \times 0,72 \times 0,15$	$0,0257 * 100 = 2,57\%$
7	P(R, S, VE, SEQ)	$0,30 \times 0,34 \times 0,72 \times 0,85$	$0,0624 * 100 = 6,24\%$
8	P(R, S, VE, G)	$0,30 \times 0,34 \times 0,72 \times 0,15$	$0,0110 * 100 = 2,10\%$
9	P(A, I, VI, SEQ)	$0,70 \times 0,66 \times 0,28 \times 0,85$	$0,1100 * 100 = 11,00\%$
10	P(A, I, VI, G)	$0,70 \times 0,66 \times 0,28 \times 0,15$	$0,0194 * 100 = 1,94\%$
11	P(R, I, VI, SEQ)	$0,30 \times 0,66 \times 0,28 \times 0,85$	$0,0471 * 100 = 4,71\%$
12	P(R, I, VI, G)	$0,30 \times 0,66 \times 0,28 \times 0,15$	$0,0083 * 100 = 0,83\%$
13	P(A, I, VE, SEQ)	$0,70 \times 0,66 \times 0,72 \times 0,85$	$0,2827 * 100 = 28,27\%$
14	P(A, I, VE, G)	$0,70 \times 0,66 \times 0,72 \times 0,15$	$0,0499 * 100 = 4,99\%$
15	P(R, I, VE, SEQ)	$0,30 \times 0,66 \times 0,72 \times 0,85$	$0,1212 * 100 = 12,12\%$
16	P(R, I, VE, G)	$0,30 \times 0,66 \times 0,72 \times 0,15$	$0,0214 * 100 = 2,14\%$
Soma das probabilidades			$1,0000 * 100 = 100\%$

2.5.3.3 Componente de Modelagem do Estudante

O Componente de Modelagem do Estudante é responsável por fazer as atualizações nos valores dos EAs armazenados no ME, utilizando estratégias baseadas no algoritmo de AR.

A abordagem proposta de correção das preferências contidas no ME tem como parâmetro principal o desempenho do estudante nas atividades avaliativas. O aprendizado se torna mais susceptível quando o processo vai de encontro com os EA do

indivíduo. (DORÇA, 2012). Eles são vistos como uma descrição das atitudes e comportamentos que determinam a forma preferida de aprender de um estudante. (HONEY; MUMFORD, 1992).

Portanto, se diante de um processo avaliativo ocorre um desempenho insatisfatório, é um indicativo de que o estudante não está contente, motivado e interessado pelo assunto proposto. Daí surge uma ótima oportunidade de mudança, em busca de melhores alternativas que contribuam para o aprendizado.

Para entender esse componente, é preciso conhecer alguns elementos definidos por Dorça (2012) e que estão relacionados com AR, no contexto da detecção dinâmica e automática de EA em SAIE, para fundamentar algumas teorias:

- Conjunto de Estados (S): é a descrição dos EA armazenados como distribuições probabilísticas e representados por valores compreendidos no intervalo $[0, 1]$.
- Conjunto de Ações (A): são as ações adotadas pelo sistema com intuito de maximizar o aprendizado, ou seja, correspondem às estratégias pedagógicas definidas pelas CEA, nas quais é determinada a maneira como o conteúdo de aprendizado será apresentado na sessão.
- Percepção do Ambiente ($I : S \rightarrow S$): Indica como o sistema percebe o estado do estudante. Em um SAIE, a principal alternativa é por meio de processos avaliativos, como por exemplo, testes, exercícios ou exames.
- Função Reforço ($R : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$): Esta função define os sinais de reforço fornecidos ao sistema. Trata-se de um valor utilizado, tanto como recompensa quanto penalização, aplicado às probabilidades de preferências dos EA contidos no ME. O item anterior, Percepção do Ambiente, tem forte influência na composição dessa função, conforme será mostrado nesta seção.
- Função Valor-Ação, ou Ganho ($Q : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$): Essa função estima a utilidade de se adotar uma estratégia pedagógica definida pela probabilidade de seleção de uma CEA. A Função Ganho é dada, conforme mostra P na seção 3.2 através da Equação 2.18. O valor de utilidade $Q(S, A)$ corresponde a uma medida que indica o quão preferida é uma CEA, ou o quão uma CEA está bem adaptada às necessidades do estudante. Cabe ressaltar que estados diferentes produzem valores $Q(S, A)$ diferentes para cada possível ação.

Diante dos conceitos apresentados, nota-se que o processo é composto de um emaranhado de agentes e todos com seu grau de importância. Mas a Função Reforço tem contribuição decisiva no Algoritmo *Q-Learning*, para realizar o ajuste das preferências probabilísticas do ME e, conseqüentemente, estimar, autonomamente, o valor $Q(S, A)$ para a obtenção da melhor ação.

Na abordagem proposta por Dorça (2012), os valores dos EA_P são atualizados pelo sistema sempre que o estudante apresenta dificuldade de aprendizagem, isto é, quando o desempenho fica abaixo do mínimo exigido, durante uma seção de aprendizagem. O valor mínimo de performance M_{min} corresponde a um percentual da avaliação e pode ser configurado de acordo com normas pedagógicas de cada instituição, por exemplo, 60% ou 70% de aproveitamento.

Para decidir o parâmetro como os EA_P serão atualizados, leva-se em consideração a CEA escolhida na seção de aprendizagem. Dessa forma, o ME é atualizado da seguinte maneira:

- Em caso de desempenho insatisfatório em uma seção, os EA presentes na CEA são decrementados no ME, considerando uma possível inconsistência. Ao contrário, aqueles EA, ausentes na CEA, são incrementados no ME, reforçando a preferência do estudante e, assim, as chances de estarem presentes em uma CEA, na próxima seção, serão maiores. Esta situação considera o não atendimento das preferências, devido ao fato do conteúdo estar em desacordo com os EA, gerando dificuldades de aprendizagem. As regras apresentadas no algoritmo 2 formalizam as considerações.

Algoritmo 2: Regras de ajuste dos EA armazenados no ME para desempenho insatisfatório.

```

1 início
2   para cada elemento de d faça
3     se (CEA[di] == A) então
4       ME[di]A = ME[di]A - α * R
5       ME[di]B = ME[di]B + α * R
6     fim
7     senão se (CEA[di] == B) então
8       ME[di]A = ME[di]A + α * R
9       ME[di]B = ME[di]B - α * R
10    fim
11  fim
12 fim

```

- $ME[d_i]_A$ representa um valor numérico armazenado no ME na dimensão i para o EA A , com $i = i...4$.
- $ME[d_i]_B$ representa um valor numérico armazenado no ME na dimensão i para o EA B , com $i = i...4$.
- $CEA[d_i]$ representa o EA que constitui a CEA considerando uma dimensão i , com $i = i...4$.

- R é o reforço, seja recompensa ou penalização, recebido pela realização da ação pedagógica.
- α corresponde à taxa de aprendizagem do agente. É um parâmetro pertencente ao algoritmo *Q-Learning*.

É importante destacar que, mesmo que os EA_P estejam consistentes e precisos, em determinada dimensão, eles continuarão a sofrer ajustes. Isso porque o sistema não tem conhecimento de quando as preferências do ME estão de acordo com EA_R do estudante.

O fato é que os ajustes propostos pelo CME nos EA_P colaboram para tornar o ME mais consistente e, a partir daí, ter maior probabilidade de selecionar a CEA mais adequada ao estudante. Trata-se de uma retroalimentação do processo markoviano, implementado no MP, na qual as variáveis $D1$, $D2$, $D3$ e $D4$, que representam as quatro dimensões do FSLSM e descrevem um tempo t , têm seus valores alterados e impactam diretamente o processo no tempo $t + 1$.

Dessa forma, ao formalizar a Função Valor-Ação considera-se $\gamma = 0$, resultando na estratégia definida na [Equação 2.20](#). Conforme dito, não há consideração do melhor valor de $Q(S', A')$ a ser obtido no próximo estado S' , uma vez que S' depende de uma futura avaliação de desempenho, caracterizada pela não determinismo, já que muito fatores podem influenciar o processo, entre eles os EA. (DORÇA, 2012).

$$Q(S, A) = Q(S, A) + \alpha * R(S, A) \quad (2.20)$$

A Função Reforço exerce grande influência no processo de diagnóstico e detecção de EA. Ela está definida, na [Equação 2.21](#), considerando-se: a Performance do Estudante na Seção de Aprendizagem (PFM) e a Diferença Absoluta entre os Estilos de Aprendizagem (DEA).

$$R = \frac{1}{PFM * DEA} \quad (2.21)$$

$$DEA = |ME[d_i]_A - ME[d_i]_B| \quad (2.22)$$

O princípio é produzir um resultado, dependendo da relação dos valores de entrada. Deseja-se que, quanto menor o PFM , mais acentuado será o reforço, pois pressupõe que, quanto menor o desempenho, maior é a dificuldade de aprendizagem, que, provavelmente, está sendo causada por inconsistência dos EA_P . (DORÇA, 2012).

Da mesma forma, se dá com a variável DEA , uma vez que, quanto maior a diferença absoluta entre os EA_P da mesma dimensão, menor será o reforço. Essa estratégia é proposta para evitar reforços abruptos, nos casos em que EA_P são consideravelmente fortes, ou seja, grandes DEA . (DORÇA, 2012).

Entretanto, a [Equação 2.21](#) pode produzir reforços com valores expressivos, que, se usados no ajuste, provocam alterações inesperadas nas preferências do ME. O fato ocorre quando o PFM e/ou DEA assume valores pequenos, por isso, [Dorça et al. \(2013a\)](#) propõem a configuração de um limite de reforço, denominado e definido numericamente $R_{max} = 0,2$.

Sem um limite máximo, tornaria arriscado inferir os EA abruptamente, pois existem outros fatores, não definidos pela equação, que exercem influências sobre o desempenho do estudante, no processo de aprendizagem.

Sobre a taxa de aprendizagem, valor de extrema importância na eficiência do algoritmo *Q-Learning*, o autor considera $\alpha = 0,5$ conforme recomendado em sua tese. O algoritmo 3 apresenta a abordagem AR, baseado no *Q-Learning*, considerando os componentes do contexto SAIE. O ME é inicializado com as informações preexistentes do EA, EC e OA, configurado no estado inicial S .

Cabe salientar que o reforço é calculado para as quatro dimensões do modelo FSLSM e aplicado sempre que $PFM < PFM_{min}$ de acordo com o algoritmo 2.

Algoritmo 3: Algoritmo *Q-learning* aplicado à modelagem automática e dinâmica de EA. (DORÇA, 2012).

```

1  início
2      Inicialize o ME;
3      enquanto  $S$  não seja o estado final faça
4          Selecione um conceito  $C$  a ser apresentado ao estudante;
5          Selecione, através do MP, uma CEA  $A$ ;
6          Execute  $A$ , apresentando adequadamente o CA que ensinam o conceito  $C$ 
           ao estudante;
7          Avalie a performance do estudante no conceito  $C$ ;
8          Atualize o estado cognitivo do estudante no ME em relação a  $C$ ;
9          Receba a recompensa  $r$ , dada por PFM;
10         Calcule o reforço  $R$  de acordo com Equação 2.21;
11         se  $(PFM < PFM_{min})$  então
12             Atualize os  $EA_P$  através de R1 e R2;
13         fim
14         Faça de  $S$  o próximo estado, dado por  $S'$ ;
15     fim
16 fim

```

Os valores de Q para cada (S, A) , conforme definido na [Equação 2.19](#) e exemplificado [Tabela 7](#), são atualizados autonomamente, assim que os EA_P sofrem os ajustes provocados pelo CME, convergindo para valores ótimos e possibilitando selecionar a melhor estratégia pedagógica com a maior frequência possível para cada estudante.

2.5.3.4 Simulação de Aprendizagem

Nesta seção serão discutidos alguns tópicos sobre simulação computacional para avaliar e testar abordagens, antes de serem efetivamente implantadas, em um SAIE.

Essas técnicas são essenciais e podem contribuir na experimentação de novas abordagens. Isso porque a implantação, na prática real, de sistemas que são objetos desta pesquisa, demanda uma quantia considerável de recursos físicos e financeiros, além do fator tempo.

Algumas pesquisas, como [Abdullah e Cooley \(2002\)](#), [Virvou, Manos e Katsionis \(2003\)](#) e [Bravo e Ortigosa \(2006\)](#) propõem simuladores de desempenho em processos avaliativos, mas sem considerar os EA do estudante como variáveis de impacto, no seu próprio rendimento de aprendizado.

Em virtude disso, [Dorça et al. \(2013b\)](#) propôs um modelo cognitivo, denominado de Processo Estocástico de Simulação de Desempenho do Estudante (PESDE), para a simulação de aprendizagem considerando, sobretudo EA dos estudantes. Mas segundo [Santos e Boticario \(2008\)](#), existem outros fatores que podem influenciar na performance do estudante, tais como a motivação, personalidade, suficiência do conteúdo, qualidade e adequação do curso, dentre outros. Por isso, o ambiente foi concebido para implementar os aspectos não determinísticos.

O modelo está fundamentado na ideia de que EA, com preferências fortes produzem efeitos negativos, mais notórios de desempenho, quando não estão em consonância com o processo de ensino. ([KINSHUK; LIU; GRAF, 2009](#)) e ([GRAF; KINSHUK; LIU, 2008](#)). Isso significa que aqueles com tendência forte em determinado EA, terão maior dificuldade que alunos com preferências moderadas, ou leves/balanceadas, quando estas não forem atendidas. ([DORÇA, 2012](#)).

O PESDE é módulo sistematizado que recebe como parâmetros de entrada o EA_r , força (forte, moderada e leve) de preferência para cada dimensão e a CEA selecionada na seção de aprendizagem. De modo que haverá um aumento da dificuldade e, conseqüentemente uma performance menor, quando o EA_r estiver em discordância com a CEA. O sistema infere o grau de dificuldade, enfrentado pelo estudante e eleva a probabilidade de falha. ([DORÇA et al., 2013b](#)).

Apesar de saber EA_r do estudante, o PESDE desconhece os valores dos EA_p armazenados no ME. Isso porque os EA_p são apenas uma tentativa de encontrar os EA_r pelo sistema, mais especificamente pelo CME. Diferentemente do MP e do CME que tem acesso ao EA_p , mas não tem conhecimento sobre a situação real, definida pelo EA_r .

Dessa forma, é calculada a quantidade de divergências entre EA real (EA_r) e a

CEA escolhida pelo MP, denominado de fator de dificuldade (DORÇA et al., 2013b):

$$D = d + \beta + \gamma \quad (2.23)$$

tal que:

- d é a quantidade de diferença entre EA real do estudante (EA_r) e a CEA selecionado pelo sistema, variando no intervalo $[0, 4]$. Caso a diferença seja zero, o fator de dificuldade passa a ser um valor aleatório entre $[0, 1]$, já que, na prática é desconhecido o impacto dos estilos.
- β corresponde a um valor aleatório entre $[0, 1]$ sempre que houver uma preferência forte do estudante não satisfeita pela CEA. Caso contrário, seu valor é zero.
- γ corresponde a um valor aleatório entre $[0, 1 - \beta]$ sempre que houver uma preferência moderada do estudante não satisfeita pela CEA. Caso contrário, seu valor é zero.

Esse fator D é utilizado no cálculo da performance do estudante PFM , conforme mostrado na Equação 2.24, estando seu valor compreendido no intervalo $[0, 100]$:

$$PFM = M - (D * K * \alpha) \quad (2.24)$$

tal que:

- M é o valor máximo da performance, nesse caso 100.
- D é o fator de dificuldade formalizado por Equação 2.23, cujo valor está no intervalo $[0, 5]$.
- K é uma constante de valor igual a 20 que permite o PFM seja zero caso D e α assumam seus valores máximos.
- α um valor aleatório, no intervalo $[0, 1]$, representando o caráter não determinado de outros fatores que podem exercer influências, conforme supracitado.

Portanto, por meio destas formulações construídas por Dorça et al. (2013b), é possível reproduzir um ambiente simulado, capaz de inferir o desempenho e a evolução do nível cognitivo de maneira probabilística, favorecendo a experimentação no que tange a adaptabilidade baseada em EA.

2.5.3.5 Arquitetura do Sistema

A arquitetura de funcionamento do sistema é composta basicamente por três módulos, sendo eles MP, CME e PESDE. Todos atuando sobre a estrutura de dados ME, porém cada qual exercendo uma função específica.

A estrutura pode ser descrita pelo Diagrama de Componentes UML² (*Unified Modeling Language*), conforme mostrada na Figura 14.

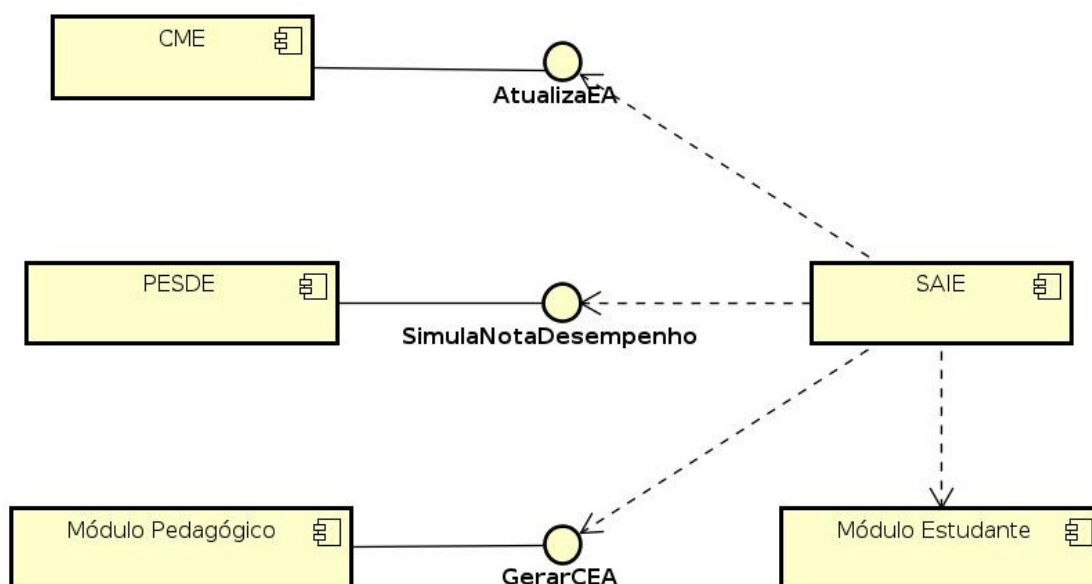


Figura 14 – Diagrama de componentes segundo a proposta do SAIE.

Baseada em Dorça (2012)

O SAIE corresponde à interface do sistema. Ele utiliza os componentes mediante as funções estabelecidas, por isso, constitui um baixo acoplamento, uma vez que desconhece sua implementação. Em seguida, serão mostradas cada uma delas, e seus respectivos parâmetros, baseadas em Dorça (2012).

A primeira é a função *CME : AtualizaEA*, definida no algoritmo 4, que constantemente ajusta as variáveis do ME, conforme as estratégias definidas. Ela recebe como entrada os EA_p e o PFM utilizados no cálculo do reforço, além da CEA selecionada para definir quais estilos serão penalizados ou recompensados. Como saída, retorna um conjunto de valores, contendo um novo EA_p . A seção 3.3 apresentará mais detalhes, sobretudo a nova estratégia de intervenção nos estilos.

A segunda função é a *MP.GerarCEA*, mostrada no algoritmo 5, seleciona uma tupla de estilos considerando o ME. Ela tem como entrada os EA_p e, através de Cadeias de Markov, escolhe uma combinação que servirá como base para a adaptação do conceito. Os parâmetros dessa função sofreram mudanças diante da proposta mostrada na seção 3.2.

A terceira e última função é a *PESDE.SimulacaoNotaDesempenho*, apresentada no algoritmo 6, que produz estocasticamente uma nota de desempenho para o

² Padrão de mercado para a modelagem de sistemas no paradigma da Orientação a Objetos (MELO, 2010). Ele é composto de nomenclaturas e padrões que definem uma série de artefatos para a documentação de sistemas (LARMAN, 2010).

Algoritmo 4: Algoritmo de Atualização do EA.

```

1 CME.AtualizaEA(EA: double[], CEA: byte[], PFM: double): double[]
2   para cada elemento de d faça
3     Calcula a diferença aritmética entre os estilos de uma mesma dimensão.
4     Calcula o reforço considerando DLS e PFM.
5     Subtrai o reforço do estilo presente na CEA.
6     Adiciona o reforço no estilo que não está presente na CEA.
7   fim

```

Algoritmo 5: Algoritmo de Criação da CEA.

```

1 MP.GerarCEA(EA: double[]): byte[]
2   para cada elemento de d faça
3     Seleciona de forma aleatória um estilo de acordo com as probabilidades
       de cada dimensão.
4   fim
5   retorna CEA;

```

estudante, em cada sessão de aprendizagem. Esse é o único componente que tem informações reais do perfil do aluno. Observe que ela tem como parâmetro de entrada a CEA do sistema (escolhida na sessão) e CEA real, que simboliza as características de uma pessoa.

Algoritmo 6: Algoritmo de Simulação de Desempenho Avaliativo.

```

1 PESDE.SimulacaoNotaDesempenho(CEASistema: byte[], CEAREal: byte[]):  

   double
2   Calcula a diferença quantitativa entre a CEA selecionada e o estilo real do
       estudante
3   Verifica se há preferência forte não atendida
4   Verifica se há preferência moderada não atendida
5   Gera fator aleatório referente à dificuldade de aprendizagem
6   Calcula o PFM de acordo com Equação 2.24
7   retorna PFM;

```

3 DESENVOLVIMENTO

Este capítulo trata das propostas de melhorias no trabalho científico desenvolvido por Dorça (2012). Elas foram planejadas e construídas com o intuito de aprimorar a eficácia do sistema e contribuir para a melhoria do processo de aprendizagem assistido, criando uma abordagem modificada.

Nas próximas subseções, serão apresentadas algumas contribuições que agregaram maior consistência à modelagem da proposta original. As colaborações vão além dessas propostas. A pesquisa desenvolvida por Dorça foi analisada e testada de maneira minuciosa, utilizando diferentes cenários e diferentes parâmetros de entrada.

Considerando que se trata de um processo estocástico, as observações estiveram fundamentadas em baterias de testes compostas por um conjunto de execuções, dadas as mesmas condições iniciais. O objetivo é validar os resultados com maior grau de segurança e não apenas diante de uma execução casual.

O processo de análise se iniciou pelo cálculo de reforço, [subseção 2.5.3.3](#) na [Equação 2.21](#). Ela envolve as variáveis PFM e DEA e é responsável por calcular o valor utilizado no ajuste das preferências armazenadas no ME.

Conforme mencionado e explicado, as variáveis são inversamente proporcionais ao reforço, de modo que quanto menor o PFM e DEA , mais forte será o resultado da função. Se o PFM e/ou DEA apresentam valores extremamente pequenos, obtêm-se altas taxas de recompensas. Um detalhe importante: quando a relação é de aproximadamente 50% nos EA_P de uma mesma dimensão e/ou quando ocorre um desempenho pífio, ambos produzem reforços com valores próximos de zero.

Nesses casos, poderia produzir uma mudança muito rápida nos valores dos EA_P por meio de um ajuste acentuado, podendo gerar alterações inesperadas e, portanto, problemas na detecção correta do EA do estudante. Mesmo desejando que haja uma definição rápida no ME, de modo a corrigi-lo o quanto antes, não podem existir ajustes súbitos, pois isso causaria mudanças extremas nos EA_P . Por isso, testaram-se outras funções matemáticas, tais como: quadráticas, exponenciais e até mesmo lineares com outro coeficiente angular. Diante de resultados sem expressão, decidiu-se prosseguir com a pesquisa em outras vertentes.

As ideias estiveram concentradas na customização do ambiente de estudos, seguindo o perfil individualizado de cada aluno em busca do melhor aprendizado. Para isso, foram analisadas modificações na proposta original, visando a um melhor funcionamento das rotinas, de modo que o conteúdo didático seja apresentado o mais próximo possível das expectativas do estudante.

Embora o objetivo principal da dissertação não seja a detecção correta dos EA, o quesito convergência também esteve no foco dos estudos, mas de modo implícito. O

fato é que esse aspecto tem relação direta com a personalização, de acordo com as necessidades específicas de cada aluno, pois, quanto mais rápido o sistema alcançar o ponto ideal, maiores serão as chances de selecionar CEA corretas e, consequentemente, melhores desempenhos.

Assim, os componentes da proposta original tiveram seu comportamento avaliado, na tentativa de encontrar novas possibilidades de melhorias. Os detalhes da abordagem estendida, serão apresentados da seguinte forma: a [seção 3.1](#) apresenta o Modelo Estudante (ME) alterado; a [seção 3.2](#) mostra o Módulo Pedagógico (MP), usando uma nova técnica de seleção da CEA; em seguida, a [seção 3.3](#) com uma atualização adicional das variáveis do ME seguindo a AR.

3.1 Modelo Estudante

De acordo com [Thompson \(1996\)](#), a capacidade de adaptação é a principal característica de um SAIE e, por isso, esse tipo de sistema é altamente dependente de como o conhecimento sobre o estudante é estruturado internamente.

Dessa forma, o ME é tido como peça fundamental para a modelagem do comportamento individualizado. [Botelho C. \(2009\)](#) reitera que sua representação explícita retrata aquilo que se acredita saber sobre o estudante, como por exemplo, o conhecimento, o progresso no conteúdo, as preferências, os EA, os objetivos de aprendizagem, a motivação, as crenças e as características pessoais. Tendo em vista essa observação, a dissertação propõe o armazenamento de uma informação adicional no ME, baseado no desempenho do aluno, nos processos avaliativos.

Um material didático bem adaptado ao estilo do usuário poderá contribuir mais para o aprendizado do que um conteúdo impróprio, que foge às características do estudante. Assim, conclui-se que o desempenho também pode servir como indicador da preferência do estudante, por isso, faz sentido armazenar o conjunto de notas associado à CEA selecionada nas sessões de aprendizagem.

Nesse caso, a dissertação propõe uma estrutura de dados complementares do ME, com objetivo de armazenar, de maneira individualizada, as notas obtidas pelo aluno, no curso da disciplina. Essa estrutura, denominada de histórico de desempenho, possui as seguintes colunas: CEA, Soma das Avaliações e Quantidade das Avaliações.

A [Tabela 8](#) mostra um exemplo com alguns valores ilustrando o desempenho de um aluno, obtido ao longo de um processo avaliativo. A coluna Média Aritmética é apenas figurativa e foi utilizada para enfatizar a eficiência. Ela não faz parte da estrutura real de dados.

Os valores são armazenados, separadamente, pela CEA, possibilitando fazer uma análise de impacto de maneira distinta. A partir dessa análise, é possível converter os valores em média aritméticas, compondo uma informação complementar do ME,

Tabela 8 – Exemplo do histórico de desempenho.

	CEA	Soma Avaliações	Quantidade Avaliações	Média Aritmética
1	A, S, VI, SEQ	240	3	80
2	A, S, VI, G	315	5	63
3	A, S, VE, SEQ	720	9	80
4	A, S, VE, G	368	4	92
5	A, I, VI, SEQ	356	4	89
6	A, I, VI, G	426	6	71
7	A, I, VE, SEQ	366	6	61
8	A, I, VE, G	1008	12	84
9	R, S, VI, SEQ	920	20	46
10	R, S, VI, G	688	16	43
11	R, S, VE, SEQ	500	25	20
12	R, S, VE, G	650	26	25
13	R, I, VI, SEQ	900	12	75
14	R, I, VI, G	714	14	51
15	R, I, VE, SEQ	728	8	91
16	R, I, VE, G	648	8	81

conforme ilustra a [Tabela 9](#).

Tabela 9 – Modelo Estudante Adaptado.

EA Probabilísticos							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Visual	Verbal	Sequencial	Global
0,70	0,30	0,44	0,66	0,28	0,72	0,85	0,15
Média Aritmética do Desempenho							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Visual	Verbal	Sequencial	Global
0,78	0,45	0,41	0,74	0,57	0,51	0,54	0,53
Estado Cognitivo							
$EC = (C_0, 5) \dots (C_{n-1}, 5)$							
Objetivo de Aprendizagem							
$OA = (C_0, 5) \dots (C_{n-1}, 5)$							

Tal como ocorre no trabalho de [Dorça \(2012\)](#), o ME é constantemente atualizado pelo CME. Entretanto, o novo formato apresentado exigirá a manutenção com algumas particularidades. O processo de transição dos valores do histórico para a composição das médias será detalhado na [seção 3.3](#).

Essa estrutura contribuirá com a representação de informações sobre o comportamento do estudante, durante as interações com o sistema. Ela será utilizada pelo MP na escolha mais precisa da CEA, conforme será apresentado na [seção 3.2](#), próximo tópico da dissertação.

3.2 Módulo Pedagógico

Conforme descrito na [subseção 2.5.3.2](#), o MP tem a função de selecionar uma CEA pela qual o conteúdo didático será adaptado. O sucesso do tratamento

individualizado, considerando o perfil do estudante, está diretamente relacionado com a qualidade das escolhas das CEA.

Este trabalho também propõe uma modificação do MP, baseado na estrutura estendida do ME. O MP proposto nesta dissertação deixa de considerar apenas as preferências dos EA e acrescenta como parâmetro a média aritmética de desempenho de cada CEA, obtida por meio das avaliações, nas sessões de aprendizagem.

A formalização do cálculo está dividido em duas partes. A primeira é a transformação das médias em pesos representados pelos percentuais. Dado M_a a média do estilo A e M_b a média do estilo B , calcula-se o peso PM da seguinte forma:

$$PM_a = \frac{M_a}{M_a + M_b} \quad (3.1)$$

O cálculo deve ser realizado separadamente para cada dimensão do ME. Então, aplicando a [Equação 3.1](#) aos valores da dimensão Processamento apresentado na [Tabela 9](#), tem-se:

$$\begin{aligned} PM_{ativo} &= \frac{0,78}{0,78 + 0,45} = 0,64 \\ PM_{reflexivo} &= \frac{0,45}{0,78 + 0,45} = 0,36 \end{aligned} \quad (3.2)$$

O mesmo cálculo da [Equação 3.2](#) deve ser repetido para os demais estilos, e a partir daí, tem-se os dados da [Tabela 10](#).

Tabela 10 – Peso das Médias Aritméticas de acordo com [Tabela 9](#).

Estilos de Aprendizagem		Peso
1	Ativo	0,64
2	Reflexivo	0,36
3	Verbal	0,36
4	Visual	0,64
5	Sensitivo	0,53
6	Intuitivo	0,47
7	Sequencial	0,51
8	Global	0,49

A segunda parte consiste em usar os percentuais para reforçar positiva ou negativamente as preferências dos EA. Considerando A e B os estilos de uma mesma dimensão, PR a probabilidade das preferências dos EA e PM o peso da média de desempenho, a nova probabilidade P de um estilo ser selecionado pelo MP, durante uma seção de aprendizagem, é dada por:

$$P = \frac{PR_a * PM_a}{PR_a * PM_a + PR_b * PM_b} \quad (3.3)$$

De acordo com a [Tabela 9](#), a [Equação 3.4](#) exemplifica as novas probabilidades na dimensão Processamento.

$$\begin{aligned} P_{ativo} &= \frac{0,7 * 0,63}{0,7 * 0,63 + 0,3 * 0,37} = 0,80 \\ P_{reflexivo} &= \frac{0,3 * 0,37}{0,3 * 0,37 + 0,7 * 0,63} = 0,20 \end{aligned} \quad (3.4)$$

Dada a [Tabela 9](#), que representa as preferências e desempenho de um estudante, é possível modelar as cadeias e seus respectivos estados de transição, seguindo a mesma ideia para as demais dimensões, como mostra a [Figura 15](#).

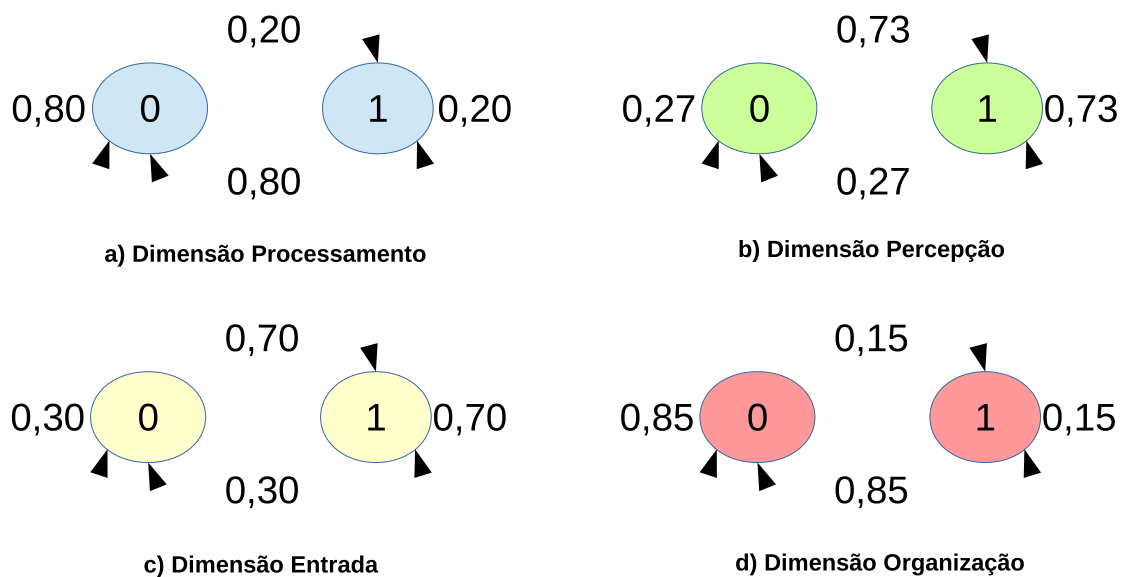


Figura 15 – Cadeias de Markov do processo estocástico de seleção de uma CEA utilizando o MP modificado.

A probabilidade P de uma CEA ser selecionada pelo MP continua a mesma defendida por [Dorça \(2012\)](#) e definida, matematicamente, na [Equação 2.18](#). Contudo, os EA são influenciados, diretamente, pelo valor da média de desempenho correspondente.

A nova proposta continua considerando, estocasticamente, todas as CEA, de acordo com os EA do estudante, mesmo que o ME esteja inconsistente, se comparado à preferência real do estudante. Esse fato proporciona a seleção de toda e qualquer CEA, possibilitando o ajuste das preferências, de acordo com o desempenho do estudante nos processos avaliativos.

3.3 Componente de Modelagem do Estudante

Neste trabalho há uma diferença significativa desse componente comparado com a proposta desenvolvida por Dorça (2012). O desempenho do estudante continua sendo o principal parâmetro para o ajuste das preferências, entretanto, a política de atualização dos valores do ME foi estendida.

Uma de suas funções é converter os valores do histórico de notas, em médias aritméticas, separadas por CEA. O processo consiste em consolidar os dados em médias, compondo o ME modificado para, posteriormente, servir na identificação do perfil do aluno, conforme mencionado na seção 3.2.

Em resumo, devem ser somadas todas as notas obtidas pelo estudante, naquelas em que EA esteve presente na CEA, e dividir pela quantidade de avaliações aplicadas. Cada EA terá quatro tuplas de CEA para ser considerada no histórico. A Equação 3.5 mostra o cálculo para o estilo Ativo, considerando a Tabela 8.

$$M_{ativo} = \frac{240 + 315 + 720 + 368 + 356 + 426 + 366 + 1008}{3 + 5 + 9 + 4 + 4 + 6 + 6 + 12} = 77,53 \quad (3.5)$$

O mesmo cálculo da Equação 3.5 deve ser repetido para os demais estilos, e a partir daí, têm-se os dados da Tabela 11. Desta maneira, os valores são compostos no ME adaptado – ver estrutura da Tabela 14 – e são utilizados como variáveis de pesos pelo MP, na definição das probabilidades, conforme seção 3.2.

Tabela 11 – Médias Aritméticas, por estilo de acordo com Tabela 8.

Estilos de Aprendizagem	Soma Avaliações	Quantidade Avaliações	Média Aritmética
1 Ativo	3799	49	$77,53 \div 100 \cong 0,78$
2 Reflexivo	5748	129	$44,56 \div 100 \cong 0,45$
3 Verbal	4401	108	$40,75 \div 100 \cong 0,41$
4 Visual	5146	70	$73,51 \div 100 \cong 0,74$
5 Sensitivo	4559	80	$56,99 \div 100 \cong 0,57$
6 Intuitivo	4988	98	$50,90 \div 100 \cong 0,51$
7 Sequencial	4730	87	$54,37 \div 100 \cong 0,54$
8 Global	4817	91	$52,93 \div 100 \cong 0,53$

Sobre a atualização das preferências dos EA, Dorça et al. (2013a) desenvolveram experimentos, nos quais se apresentaram três estratégias diferentes:

- Estratégia 1: Os EA que aparecem na CEA selecionada são incrementados apenas quando o aluno obtém um bom desempenho.
- Estratégia 2: Os EA que aparecem na CEA selecionada são incrementados quando o aluno obtém um bom desempenho e diminuídos quando ele obtém um desempenho ruim.

- Estratégia 3: Os EA que aparecem na CEA selecionada são diminuídos apenas quando o aluno obtém um desempenho ruim.

Em todas as estratégias, foi estabelecido um percentual PFM_{min} que caracteriza o bom desempenho. Nesse caso, a estratégia 1 atualiza o ME somente se a nota estiver maior ou igual que PFM_{min} . Em contra partida, a estratégia 3 atualiza o ME somente se a nota estiver menor que PFM_{min} . E, por fim, a estratégia 2, que faz a atualização nas duas situações.

Mesmo diante de resultados pouco satisfatórios apresentados por [Dorça et al. \(2013a\)](#), na estratégia 1, decidiu-se investigar melhor a ideia por ele proposta. Então, é apresentado um ajuste complementar, em que se utiliza um novo parâmetro, denominado de percentual de excelência PFM_{exc} . Essa nova configuração representa um valor expressivo que pressupõe êxito no aprendizado do conteúdo proposto, isto é, seguindo as preferências e características do estudante.

O parâmetro de excelência corresponde a um percentual da avaliação e pode ser configurado de acordo com a indicação pedagógica, por exemplo, 90% ou 95% de aproveitamento.

Na nova estratégia, além de ajustar os EA_P quando ocorre um desempenho abaixo do esperado, acontece também quando o desempenho é maior ou igual que o nível de excelência. Contudo, essa condição não garante, por si só, que os estilos escolhidos na sessão de aprendizagem correspondem aos estilos reais do estudante. Por isso, exige-se também que a média aritmética da CEA esteja na mesma condição, isto é, $CEA \geq PFM_{exc}$.

Para decidir como os EA_P serão atualizados, leva-se em consideração a CEA escolhida. Nesse sentido, o ME é atualizado da seguinte maneira:

- Em caso de desempenho de excelência, os EA presentes na CEA são incrementados no ME, considerando uma possível consistência e reforçando a preferência do estudante. Portanto, as chances de estarem presentes em uma CEA na próxima sessão serão maiores. Em contrapartida, aqueles ausentes na CEA são decrementados no ME, considerando uma possível não preferência. As regras apresentadas no algoritmo 7 formalizam as considerações.

As regras de atualização apresentadas no algoritmo 7 é um complemento das ideias defendidas [subseção 2.5.3.3](#), sobretudo do algoritmo 2.

- $ME[d_i]_A$ representa um valor numérico armazenado no ME na dimensão i para o EA A , com $i = i...4$.
- $ME[d_i]_B$ representa um valor numérico armazenado no ME na dimensão i para o EA B , com $i = i...4$.

Algoritmo 7: Regra de ajuste dos EA armazenados no ME para desempenho de excelência.

```

1 início
2   para cada elemento de  $d$  faça
3     se  $(CEA[d_i] == A)$  então
4        $ME[d_i]_A = ME[d_i]_A + \alpha * R$ 
5        $ME[d_i]_B = ME[d_i]_B - \alpha * R$ 
6     fim
7     senão se  $(CEA[d_i] == B)$  então
8        $ME[d_i]_A = ME[d_i]_A - \alpha * R$ 
9        $ME[d_i]_B = ME[d_i]_B + \alpha * R$ 
10    fim
11  fim
12 fim

```

- $CEA[d_i]$ representa o EA que constitui a CEA considerando uma dimensão i , com $i = i \dots 4$.
- R é o reforço, seja recompensa ou penalização, recebido pela realização da ação pedagógica.
- α corresponde à taxa de aprendizagem do agente. É um parâmetro pertencente ao algoritmo *Q-Learning*.

A nova regra não altera em nada a dinâmica da proposta original, pelo contrário, contribui para a convergência ao ponto ideal. Assim como observou Dorça (2012), a aplicação das regras dos algoritmos 2 e 7, podem aumentar ou diminuir a DEA, conforme mostrado na Figura 16 e Figura 17.

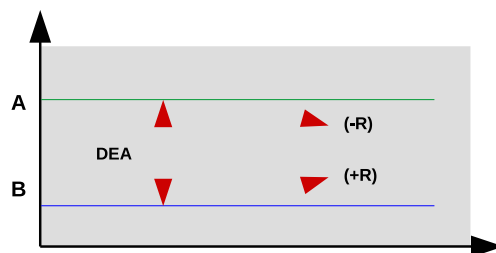


Figura 16 – Redução da DEA.

Fonte: Dorça (2012).

Tanto na ocorrência de um desempenho insatisfatório quanto em um desempenho de excelência, os EA_P são atualizados, seja acrescentando ou diminuindo algum valor. Esse fato depende exclusivamente da composição da CEA e do estilo real do estudante, pois essas variáveis são parâmetros das regras de ajuste.

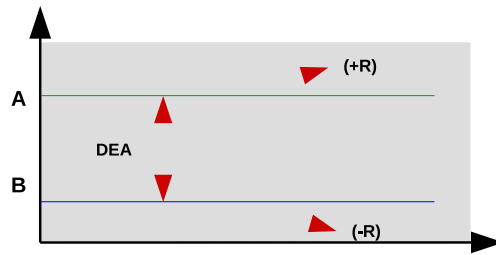


Figura 17 – Incremento da DEA.

Fonte: Dorça (2012).

Sobre a Função Valor-Ação e a Função Reforço, mencionadas na [subseção 2.5.3.3](#), permanecem do mesmo modo. Contudo, a forma de aplicação do Reforço muda. Ele continua sendo calculado para as quatro dimensões do modelo FSLSM, porém aplicado sempre que $PFM \geq PFM_{exc}$ de acordo com o algoritmo 7.

O algoritmo 8 apresenta a abordagem AR baseado no *Q-Learning* considerando os componentes do contexto SAIE. O ME é inicializado com as informações preexistentes do EA, EC e OA configurado no estado inicial S .

Algoritmo 8: Algoritmo *Q-learning* aplicado à modelagem automática e dinâmica de EA.

```

1  início
2      Inicialize o ME;
3      enquanto  $S$  não seja o estado final faça
4          Selecione um conceito  $C$  a ser apresentado ao estudante;
5          Selecione, através do MP, uma CEA  $A$ ;
6          Execute  $A$ , apresentando adequadamente o CA que ensinam o conceito  $C$ 
           ao estudante;
7          Avalie a performance do estudante no conceito  $C$ ;
8          Atualize o estado cognitivo do estudante no ME em relação a  $C$ ;
9          Receba a recompensa  $r$ , dada por PFM;
10         Calcule o reforço  $R$  de acordo com Equação 2.21;
11         se  $(PFM < PFM_{min})$  então
12             Atualize os  $EA_P$  através das regras para desempenho insatisfatório
               (algoritmo 2);
13         fim
14         senão se  $(PFM \geq PFM_{exc})$  então
15             Atualize os  $EA_P$  através das regras para desempenho de excelência
               (algoritmo 7);
16         fim
17         Faça de  $S$  o próximo estado, dado por  $S'$ ;
18     fim
19 fim

```

3.3.1 Funcionamento do Componente de Modelagem do Estudante

Esta seção está direcionada para exemplificar o funcionamento das novas propostas do CME, isto é, o cálculo das médias aritméticas das notas e a atualização das preferências em caso de desempenho de excelência. As demais rotinas foram descritas na [subseção 2.5.3.3](#).

Dado o ME [Tabela 9](#), a CEA (A, I, VI, SEQ) selecionada pelo MP seguindo os critérios explicados neste capítulo, o desempenho na sessão $PFM = 96$ e a configuração $PFM_{exc} = 90$, produziram o processamento de algumas rotinas.

A primeira tarefa é calcular a média de desempenho, de acordo com o histórico de notas. Após o sistema identificar o PFM da sessão de aprendizagem, o valor é contabilizado na CEA correspondente. Portanto, diante de um $PFM = 96$, os valores são consolidados e a CEA (A, I, VI, SEQ) fica habilitada para o ajuste de excelência, uma vez que o valor de 89 da [Tabela 8](#) passa para 90,4 na [Tabela 12](#).

Tabela 12 – Exemplo atualizado do histórico de desempenho.

	CEA	Soma Avaliações	Quantidade Avaliações	Média Aritmética
1	A, S, VI, SEQ	240	3	80
2	A, S, VI, G	315	5	63
3	A, S, VE, SEQ	720	9	80
4	A, S, VE, G	368	4	92
5	A, I, VI, SEQ	452	5	90,4
6	A, I, VI, G	426	6	71
7	A, I, VE, SEQ	366	6	61
8	A, I, VE, G	1008	12	84
9	R, S, VI, SEQ	920	20	46
10	R, S, VI, G	688	16	43
11	R, S, VE, SEQ	500	25	20
12	R, S, VE, G	650	26	25
13	R, I, VI, SEQ	900	12	75
14	R, I, VI, G	714	14	51
15	R, I, VE, SEQ	728	8	91
16	R, I, VE, G	648	8	81

A segunda parte é compor o ME com a média de desempenho mediante a totalização dos valores por estilos, como mostra a [Tabela 13](#). Esses valores são, posteriormente, utilizados como pesos pelo MP. Observe na [Equação 3.6](#) que o cálculo é feito apenas para os quatro estilos presentes na CEA:

$$\begin{aligned}
 M_{ativo} &= \frac{240 + 315 + 720 + 368 + 452 + 426 + 366 + 1008}{3 + 5 + 9 + 4 + 5 + 6 + 6 + 12} = 77,9 \\
 M_{intuitivo} &= \frac{452 + 426 + 366 + 1008 + 900 + 714 + 728 + 648}{5 + 6 + 6 + 12 + 12 + 14 + 8 + 8} = 73,83 \\
 M_{visual} &= \frac{240 + 315 + 452 + 426 + 920 + 688 + 900 + 714}{3 + 5 + 5 + 6 + 20 + 16 + 12 + 14} = 57,47 \\
 M_{sequencial} &= \frac{240 + 720 + 452 + 366 + 920 + 500 + 900 + 728}{3 + 9 + 5 + 6 + 20 + 25 + 12 + 8} = 54,84
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

Tabela 13 – Médias Aritméticas atualizadas por estilo de acordo com Tabela 12.

Estilos de Aprendizagem	Soma Avaliações	Quantidade Avaliações	Média Aritmética
1 Ativo	3895	50	$77,9 \div 100 \cong 0,78$
2 Reflexivo	5748	129	$44,56 \div 100 \cong 0,45$
3 Sensitivo	4401	108	$40,75 \div 100 \cong 0,41$
4 Intuitivo	5146	70	$73,83 \div 100 \cong 0,74$
5 Visual	4559	80	$57,47 \div 100 \cong 0,57$
6 Verbal	4988	98	$50,90 \div 100 \cong 0,51$
7 Sequencial	4730	87	$54,84 \div 100 \cong 0,55$
8 Global	4817	91	$52,93 \div 100 \cong 0,53$

A terceira parte é avaliar se o PFM atende as condições para realizar o ajuste de excelência. Conforme supracitado, é preciso atender a duas condições: $PFM \geq PFM_{exc}$ e Média Aritmética da $CEA \geq PFM_{exc}$. Caso atenda às duas premissas, é calculado o reforço para as quatro dimensões, como apresentado em Equação 3.7:

$$\begin{aligned}
 R_{Processamento} &= \frac{1}{96 * |0,7 - 0,3|} \cong 0,03 \\
 R_{Percepção} &= \frac{1}{96 * |0,44 - 0,66|} \cong 0,05 \\
 R_{Entrada} &= \frac{1}{96 * |0,28 - 0,72|} \cong 0,02 \\
 R_{Organização} &= \frac{1}{96 * |0,85 - 0,15|} \cong 0,02
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

Considerando que a CEA, na qual o conteúdo foi disponibilizado resultou em um desempenho de excelência, o sistema, então, reforça positivamente os estilos. Seguindo as instruções do algoritmo 7, os estilos presentes na CEA recebem o acréscimo do reforço, enquanto nos demais o valor é deduzido. A Tabela 14 ilustra o resultado final.

Tabela 14 – Modelo Estudante Adaptado de acordo com a Tabela 13 e a Equação 3.7.

EA Probabilísticos							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Visual	Verbal	Sequencial	Global
0,73	0,27	0,39	0,71	0,30	0,70	0,87	0,13
Média Aritmética do Desempenho							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Visual	Verbal	Sequencial	Global
0,78	0,45	0,41	0,74	0,57	0,51	0,55	0,53
Estado Cognitivo							
$EC = (C_0, 5) \dots (C_{n-1}, 5)$							
Objetivo de Aprendizagem							
$OA = (C_0, 5) \dots (C_{n-1}, 5)$							

Por fim, o processo se repete até que o estado cognitivo do estudante alcance o objetivo de aprendizagem. Nesse processo pode haver outras intervenções, seja pela regra de desempenho insatisfatório, ou pela de excelência.

4 TESTES EXPERIMENTAIS

Este capítulo trata da verificação e validação da proposta defendida neste trabalho. Conforme descrito na [subseção 2.5.3.4](#), foi utilizado um modelo estocástico de simulação da aprendizagem dos estudantes, com o objetivo de reproduzir o desempenho do estudante, nas atividades avaliativas.

O objetivo é simular um ambiente real, na qual se tem um estudante em que o sistema desconhece seu perfil, contudo precisa tentar apresentar o conteúdo didático, seguindo suas características. Nesse caso, deve-se realizar o processo de inferência e personalizar o ambiente de estudo da melhor forma.

Tal modelo de experimentação se fez necessário para substituir o processo de aprendizagem real de avaliação, que envolve extrema complexidade de implementação. De maneira probabilística, o modelo considera não apenas EA, fundamentado por [Haider, Sinha e Chaudhary \(2010\)](#), [Kinshuk, Liu e Graf \(2009\)](#) e [Alfonseca et al. \(2006\)](#), mas outros fatores de diversidade que podem influenciar a aprendizagem, conforme discutido no [Capítulo 2](#).

4.1 Métodos de Experimentação

Esta seção está direcionada à descrição, análise e conclusão dos resultados obtidos na execução de três abordagens. Para isso, foram definidos alguns casos de testes, simulando estudantes reais, com diferentes características de EA, em um processo de aprendizagem.

Três abordagens foram consideradas. A Abordagem I traduz a ideia original. A Abordagem II mantém na íntegra as implementações da primeira, com exceção do CME, realizando a atualização do ME, tanto na ocorrência de um desempenho ruim quanto em caso de desempenho de excelência. Essa estratégia foi descrita com detalhes na [seção 3.3](#) e representa uma das contribuições deste trabalho. Por fim, a Abordagem III, que utiliza o mesmo CME da Abordagem II e acrescenta o uso do novo MP, considerando o histórico das notas obtidas pelo estudante, ao longo das atividades avaliativas – ver [seção 3.2](#).

A análise e avaliação das três abordagens foram organizadas considerando as seguintes informações:

- a) Definição do Sistema e Determinação dos objetivos: definido o problema, modelagem automática e dinâmica de EA, o objetivo é comparar as três abordagens e descobrir se alguma apresenta alguma particularidade e/ou melhor desempenho, entre outras análises.
- b) Escolha da métrica: Para realizar a comparação, serão utilizadas as seguin-

tes métricas: Problema de Aprendizagem e Desempenho. A primeira é a quantidade de ocorrências em que o desempenho esteve abaixo do mínimo exigido, no processo avaliativo. A segunda está relacionada à nota média obtida, ao longo de todas as sessões de aprendizagem. Ambas as variáveis estão relacionadas com a consistência do modelo, ou seja, relacionado à convergência efetiva do EA_p para os EA_r , durante o processo de simulação de aprendizagem. Outro fator importante é que o processamento das rotinas acontece de maneira intercalada, ou seja, ora ocorre a escolha da CEA e, em outro momento, a atualização do ME. Isso faz com que o tempo não represente uma questão crítica do sistema. Além disso, todas as técnicas descritas utilizam apenas processamentos simples, cálculos matemáticos básicos que não provocam grandes sobrecargas. Portanto, o fator tempo não foi medido nos testes.

c) Parâmetros de Sistemas:

- Taxa de aprendizagem: $\alpha = 0,5$. Esse parâmetro define a intensidade do reforço. Se for um valor alto, favorece a convergência. Entretanto, se for um valor baixo, possibilita maior exploração do espaço de busca. [Dorça \(2012\)](#) estabelece essa configuração por meio de observações empíricas.
- R_{max} : $\alpha = 0,2$. Esse parâmetro limita o impacto do reforço. Caso seja muito pequeno, pode inibir a convergência, contudo, se for muito grande, pode gerar mudanças repentinas nas preferências de uma mesma dimensão. [Dorça et al. \(2013a\)](#) sugerem, empiricamente, o percentual de 20%, mas alerta que se trata de um problema de otimização a ser investigado em trabalhos futuros.
- Número de testes: 100. Determinados os parâmetros de execução, o algoritmo é repetido 100 vezes para avaliar a consistência do método. Esse valor produz um número de amostras relativamente grande e dispensa a comprovação da distribuição normal para conclusões estatísticas. ([JAIN, 1991](#)).
- Desempenho mínimo no processo de aprendizagem: 60%. Esse percentual é adotado pela maioria dos processos de ensino e está diretamente ligado ao ajuste das preferências do ME realizado pelo CME.
- Desempenho de excelência no processo de aprendizagem: 90%. Esse percentual também está diretamente ligado ao ajuste das preferências do ME realizado pelo CME, quando o aproveitamento e a média de desempenho da CEA selecionada têm ambos valor maior ou igual ao PFM_{exc} - ver detalhes na [seção 3.3](#).

- Modelo Estudante: Foi inicializado com valores iguais para cada EA, em todas as dimensões, conforme sugerido na [subseção 2.5.3.1](#).

Tabela 15 – ME Inicial - Testes.

Estilos de Aprendizagem							
Processamento		Percepção		Entrada		Organização	
Ativo 0,50	Reflexivo 0,50	Sensitivo 0,50	Intuitivo 0,50	Visual 0,50	Verbal 0,50	Sequencial 0,50	Global 0,50
Estado Cognitivo							
$EC = (C0, 1) \dots (C_n, 1)$							
Objetivo de Aprendizagem							
$OA = (C0, 5) \dots (C_n, 5)$							

- d) Parâmetros Carga de trabalho: a carga de trabalho para o problema foi dividida em 3 níveis de grandezas, de acordo com o número de conceitos. A primeira com 15 conceitos, a segunda com 30 conceitos e a última com 60. Para conceito, o estudante deve passar pelos 6 níveis cognitivos da Taxonomia de Bloom ([KRATHWOHL, 2002](#)), a fim de alcançar o OA, mencionado na [subseção 2.5.3.1](#). Então, haverá ao menos 90 sessões para 15 conceitos, 180 sessões para 30 conceitos e 360 sessões para 60 conceitos. Em cada carga de trabalho, os parâmetros permaneceram fixos e sem variação.
- e) Análise e Interpretação de Dados: Os testes foram divididos em duas etapas ([seção 4.2](#) e [seção 4.3](#)), variando os níveis de preferências dos EA do estudante. As amostras de dados foram obtidas por meio de execuções, seguindo as técnicas das três abordagens comentadas anteriormente. Para afirmar qual obteve melhor resultado, foi utilizado o teste estatístico T-Pareado ([JAIN, 1991](#)), que faz uma comparação, analisando duas amostras dependentes. Esse teste consiste em determinar a média das diferenças entre duas amostras pareadas e, através dela, calcular intervalo de confiança. Se o número zero estiver compreendido dentro desse intervalo, o resultado é considerado indefinido, por não existir uma diferença estatisticamente significativa entre as amostras (hipótese nula $\mu_d = D$). Caso contrário, a hipótese nula é rejeitada e a verificação procede da seguinte forma: se ambos os limites do intervalo estiverem abaixo de zero, a amostra I é menor (hipótese A: $\mu_d < D$), porém se ambos os limites do intervalo estiverem acima de zero, a amostra II é maior (hipótese B: $\mu_d > D$). Nesse experimento, a comparação utilizou-se o nível de confiança de 95%, que corresponde a um nível de significância de 0.05 (erro tipo I).

O [Apêndice A](#) também segue essa mesma metodologia de testes e comparação entre as abordagens. Entretanto, a inicialização do ME ocorre de maneira diferente. Enquanto neste capítulo os valores são definidos com 50% para cada estilo, no Apêndice

A as preferências são geradas aleatoriamente, reproduzindo condições imprecisas e adversas, inerentes aos testes psicométricos.

4.2 Teste 1

Na primeira etapa dos testes, foi definido um estudante com os seguintes níveis de preferências: forte na dimensão Processamento, forte na dimensão Percepção, moderada na dimensão Entrada e leve na dimensão Organização. Como o sistema desconhece essas características, o ME [Tabela 15](#) foi inicializado com valores dos estilos igualmente divididos, conforme explicado na [seção 4.1](#).

A definição específica dos estilos de aprendizagem para as quatro dimensões é realizada na execução dos casos de testes. Para cada carga de trabalho, haverá dezesseis combinações de alunos com características diferentes. Os detalhes serão comentados nas próximas seções.

4.2.1 Carga de Trabalho de 15 conceitos

Na [Tabela 16](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r , utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 17](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 17](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 18](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 18](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem III, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.2](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 16 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Apend.	Desempenho	P. Apend.	Desempenho	P. Apend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	12,31±2,81 11,84~13,66	81,38±1,37 81,15~82,04	7,73±2,95 7,24~9,14	85,31±2,22 84,94~86,38	4,44±2,67 4,00~5,72	88,10±2,59 87,67~89,34
2	A, S, VI, G	13,01±3,26 12,47~13,55	81,19±1,50 80,94~81,44	7,26±2,98 6,77~7,76	85,47±2,17 85,11~85,84	5,49±3,53 4,91~6,08	87,68±3,02 87,18~88,18
2	A, S, VE, SEQ	12,74±3,22 12,21~13,28	81,13±1,66 80,85~81,40	7,66±2,90 7,18~8,14	85,17±1,91 84,86~85,49	5,27±3,28 4,723~5,81	87,18±3,08 86,67~87,69
4	A, S, VE, G	12,80±3,45 12,22~13,37	81,41±1,49 81,16~81,66	7,03±2,41 6,63~7,43	85,51±2,09 85,16~85,86	5,00±3,09 4,49~5,51	87,71±2,94 87,22~88,19
5	A, I, VI, SEQ	12,94±3,29 12,39~13,49	81,33±1,39 81,10~81,56	6,37±2,16 6,01~6,72	85,85±1,78 85,55~86,14	5,27±3,46 4,70~5,84	87,56±2,80 87,10~88,03
6	A, I, VI, G	12,26±3,08 11,75~12,77	81,46±1,40 81,23~81,69	7,51±2,93 7,02~7,99	85,37±1,78 85,07~85,66	5,20±3,53 4,61~5,79	87,78±2,78 87,32~88,25
7	A, I, VE, SEQ	13,18±3,43 12,61~13,75	81,12±1,53 80,87~81,38	7,86±2,99 7,36~8,35	85,11±2,14 84,76~85,47	5,32±3,27 4,78~5,86	87,58±2,86 87,10~88,05
8	A, I, VE, G	12,59±2,78 12,129~13,05	81,47±1,28 81,26~81,68	8,30±3,32 7,75~8,85	84,89±2,16 84,53~85,24	5,05±3,19 4,52~5,58	87,82±2,67 87,37~88,26
9	R, S, VI, SEQ	12,49±3,19 11,96~13,02	81,29±1,47 81,05~81,54	10,52±3,33 7,44~8,43	82,69±1,87 84,52~85,23	5,47±3,69 4,86~6,08	87,40±3,00 86,90~87,89
10	R, S, VI, G	12,98±2,98 12,49~13,48	80,97±1,51 80,72~81,22	7,97±3,05 7,46~8,47	85,06±1,93 84,74~85,39	5,11±3,37 4,55~5,67	87,60±2,78 87,13~88,06
11	R, S, VE, SEQ	12,50±3,28 11,96~13,05	81,66±1,31 81,44~81,87	7,68±2,48 7,27~8,09	85,31±1,90 84,99~85,62	5,26±3,58 4,67~5,85	87,55±2,88 87,07~88,03
12	R, S, VE, G	12,57±3,38 12,01~13,13	81,51±1,56 81,25~81,77	7,67±3,15 7,15~8,19	85,19±2,18 84,83~85,55	5,39±3,29 4,84~5,94	87,42±2,89 86,94~87,90
13	R, I, VI, SEQ	12,44±3,23 11,903~12,98	81,26±1,52 81,01~81,51	7,80±3,07 7,29~8,30	85,27±2,04 84,93~85,61	5,10±3,47 4,53~5,68	87,53±2,78 87,07~87,99
14	R, I, VI, G	12,50±3,08 11,99~13,01	81,57±1,48 81,33~81,82	7,31±2,99 6,81~7,80	85,55±1,87 85,24~85,86	4,57±2,98 4,08~5,064	87,82±2,95 87,34~88,31
15	R, I, VE, SEQ	12,41±3,41 11,843~12,98	81,53±1,53 81,28~81,79	7,95±3,08 7,44~8,46	85,17±2,26 84,80~85,55	5,44±3,93 4,79~6,09	87,34±3,23 86,80~87,87
16	R, I, VE, G	13,08±3,28 12,54~13,63	81,10±1,69 80,82~81,38	7,74±2,90 7,26~8,22	85,38±1,96 85,06~85,71	4,96±3,09 4,45~5,47	87,65±2,86 87,17~88,12

4.2.2 Carga de Trabalho de 30 conceitos

Na [Tabela 19](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 20](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 20](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 21](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 21](#), é possível afirmar, com 95% de confiança,

Tabela 17 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	3,88~5,28 (Abordagem II)	-4,39~-3,48 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	4,93~6,57 (Abordagem II)	-4,72~-3,85 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	4,33~5,83 (Abordagem II)	-4,47~-3,62 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	5,06~6,48 (Abordagem II)	-4,53~-3,67 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	5,93~7,21 (Abordagem II)	-4,90~-4,14 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	4,01~5,49 (Abordagem II)	-4,29~-3,52 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	4,56~6,08 (Abordagem II)	-4,43~-3,56 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	3,59~4,99 (Abordagem II)	-3,83~-3,00 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	3,82~5,29 (Abordagem II)	-3,99~-3,17 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	4,27~5,76 (Abordagem II)	-4,51~-3,68 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	4,17~5,47 (Abordagem II)	-4,04~-3,27 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	4,14~5,66 (Abordagem II)	-4,13~-3,23 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	3,84~5,44 (Abordagem II)	-4,45~-3,58 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	4,44~5,94 (Abordagem II)	-4,40~-3,56 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	3,72~5,20 (Abordagem II)	-4,08~-3,20 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	4,59~6,09 (Abordagem II)	-4,70~-3,87 (Abordagem II)

Tabela 18 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	2,63~3,95 (Abordagem III)	-3,35~-2,23 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	1,03~2,51 (Abordagem III)	-2,80~-1,61 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	1,69~3,09 (Abordagem III)	-2,59~-1,42 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	1,43~2,63 (Abordagem III)	-2,77~-1,62 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	0,39~1,82 (Abordagem III)	-2,28~-1,16 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	1,54~3,08 (Abordagem III)	-2,99~-1,85 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	1,77~3,31 (Abordagem III)	-3,07~-1,86 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	2,44~4,06 (Abordagem III)	-3,52~-2,34 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	1,67~3,27 (Abordagem III)	-3,12~-1,93 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	2,17~3,55 (Abordagem III)	-3,05~-2,02 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	1,78~3,12 (Abordagem III)	-2,80~-1,69 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	1,57~2,99 (Abordagem III)	-2,79~-1,68 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	1,94~3,46 (Abordagem III)	-2,81~-1,70 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	2,10~3,38 (Abordagem III)	-2,80~-1,74 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	1,64~3,38 (Abordagem III)	-2,83~-1,50 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	2,09~3,47 (Abordagem III)	-2,83~-1,70 (Abordagem III)

que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem III, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.2](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

4.2.3 Carga de Trabalho de 60 conceitos

Na [Tabela 22](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram

Tabela 19 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	19,34±4,39 18,61~20,07	83,50±1,25 83,29~83,71	8,99±2,79 8,53~9,45	87,93±1,32 87,71~88,15	5,81±3,73 5,19~6,43	89,75±1,89 89,44~90,06
2	A, S, VI, G	19,19±4,24 18,49~19,90	83,41±1,15 83,22~83,60	8,96±3,16 8,44~9,49	88,00±1,22 87,80~88,20	5,27±3,11 4,75~5,79	90,10±1,78 89,80~90,39
3	A, S, VE, SEQ	18,86±3,84 18,22~19,50	83,35±1,20 83,15~83,55	9,22±3,24 8,68~9,76	88,08±1,20 87,89~88,28	5,51±3,76 4,89~6,13	90,19±1,81 89,89~90,49
4	A, S, VE, G	18,98±3,46 18,40~19,56	83,42±1,17 83,23~83,60	9,03±3,26 8,49~9,57	88,13±1,31 87,91~88,35	6,12±4,07 5,45~6,80	89,93±1,95 89,60~90,25
5	A, I, VI, SEQ	18,50±3,70 17,89~19,11	83,48±0,95 83,32~83,63	8,72±3,14 8,20~9,24	87,93±1,13 87,74~88,12	5,75±3,83 5,12~6,39	89,86±1,96 89,54~90,19
6	A, I, VI, G	18,92±4,65 18,15~19,69	83,28±1,33 83,06~83,50	8,87±3,29 8,32~9,42	88,02±1,36 87,80~88,25	5,97±3,46 5,40~6,55	89,56±1,89 89,25~89,88
7	A, I, VE, SEQ	19,06±3,92 18,41~19,71	83,55±1,09 83,37~83,73	8,71±3,01 8,21~9,21	88,07±1,17 87,88~88,27	5,86±3,23 5,32~6,40	89,89±1,63 89,62~90,16
8	A, I, VE, G	19,14±3,46 18,57~19,71	83,38±0,95 83,22~83,53	8,92±3,56 8,33~9,51	88,15±1,26 87,94~88,36	6,32±3,75 5,70~6,94	89,68±1,89 89,36~89,99
9	R, S, VI, SEQ	18,58±3,98 17,92~19,24	83,44±1,20 83,24~83,64	8,89±3,39 8,33~9,45	88,00±1,47 87,75~88,24	5,86±3,67 5,25~6,47	89,92±1,73 89,64~90,21
10	R, S, VI, G	19,54±4,21 18,84~20,24	83,40±1,04 83,23~83,57	9,18±3,04 8,68~9,68	87,95±1,33 87,73~88,17	5,88±3,70 5,27~6,49	89,98±1,86 89,68~90,29
11	R, S, VE, SEQ	20,00±3,84 19,36~20,64	83,31±1,14 83,12~83,50	8,68±3,49 8,10~9,26	88,28±1,15 88,09~88,47	6,24±4,00 5,58~6,90	89,74±2,08 89,39~90,08
12	R, S, VE, G	18,84±3,67 18,23~19,45	83,37±1,20 83,17~83,57	8,71±3,06 8,20~9,22	88,12±1,21 87,92~88,32	6,22±3,46 5,65~6,80	89,80±1,82 89,50~90,10
13	R, I, VI, SEQ	19,36±4,00 18,70~20,02	83,30±1,09 83,12~83,48	9,04±2,72 8,59~9,49	87,95±1,21 87,75~88,15	5,88±3,53 5,29~6,47	89,80±1,80 89,50~90,10
14	R, I, VI, G	18,28±3,39 17,72~18,84	83,60±1,01 83,43~83,77	9,24±3,53 8,66~9,83	88,00±1,38 87,77~88,22	5,94±3,63 5,34~6,54	89,89±1,76 89,60~90,18
15	R, I, VE, SEQ	19,49±3,46 18,92~20,06	83,28±0,98 83,11~83,44	9,12±3,16 8,60~9,65	87,87±1,30 87,65~88,08	5,91±3,76 5,29~6,53	89,76±1,98 89,43~90,09
16	R, I, VE, G	19,01±4,02 18,34~19,68	83,36±1,25 83,16~83,57	9,33±3,46 8,76~9,90	87,91±1,35 87,68~88,13	5,60±3,74 4,98~6,22	89,95±1,89 89,64~90,26

testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 23](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 23](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 24](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 24](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas as houve superioridade unânime da Abordagem III, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.2](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 20 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

	EA _r	Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	9,55~11,15 (Abordagem II)	-4,73~-4,12 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	9,45~11,01 (Abordagem II)	-4,87~-4,31 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	8,83~10,45 (Abordagem II)	-5,01~-4,46 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	9,14~10,77 (Abordagem II)	-5,02~-4,42 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	8,95~10,61 (Abordagem II)	-4,71~-4,20 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	9,15~10,95 (Abordagem II)	-5,06~-4,42 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	9,49~11,21 (Abordagem II)	-4,80~-4,25 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	9,38~11,06 (Abordagem II)	-5,04~-4,51 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	8,76~10,62 (Abordagem II)	-4,88~-4,24 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	9,51~11,21 (Abordagem II)	-4,82~-4,29 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	10,50~12,14 (Abordagem II)	-5,22~-4,72 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	9,35~10,91 (Abordagem II)	-5,05~-4,46 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	9,51~11,13 (Abordagem II)	-4,93~-4,38 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	8,27~9,80 (Abordagem II)	-4,67~-4,12 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	9,58~11,16 (Abordagem II)	-4,87~-4,31 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	8,79~10,57 (Abordagem II)	-4,85~-4,24 (Abordagem II)

Tabela 21 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

	EA _r	Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	2,37~3,99 (Abordagem III)	-2,25~-1,40 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	3,06~4,32 (Abordagem III)	-2,43~-1,75 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	2,89~4,53 (Abordagem III)	-2,48~-1,73 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	2,02~3,80 (Abordagem III)	-2,19~-1,40 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	2,13~3,81 (Abordagem III)	-2,33~-1,54 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	2,15~3,65 (Abordagem III)	-1,94~-1,13 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	2,08~3,62 (Abordagem III)	-2,16~-1,46 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	1,84~3,37 (Abordagem III)	-1,90~-1,16 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	2,20~3,86 (Abordagem III)	-2,33~-1,53 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	2,51~4,09 (Abordagem III)	-2,40~-1,67 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	1,63~3,25 (Abordagem III)	-1,83~-1,07 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	1,72~3,26 (Abordagem III)	-2,07~-1,29 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	2,46~3,86 (Abordagem III)	-2,22~-1,49 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	2,42~4,18 (Abordagem III)	-2,26~-1,52 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	2,37~4,05 (Abordagem III)	-2,30~-1,48 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	2,90~4,56 (Abordagem III)	-2,41~-1,68 (Abordagem III)

4.2.4 Conclusão Teste I

Os resultados dos testes mostram uma clara melhora nos valores das métricas escolhidas, sobretudo na diminuição dos problemas de aprendizagem, que são aqueles casos em que o conteúdo didático é proposto, mas o desempenho não é satisfatório.

A [Tabela 25](#) apresenta um resumo consolidado dos testes realizados na [seção 4.2](#). Nas três cargas de trabalho, observa-se uma leve melhora no desempenho médio, provocado principalmente por uma melhor escolha das CEA.

A abordagem II, aquela que contempla apenas as propostas da [seção 3.1](#) e [seção 3.3](#), mostrou-se eficaz. Contudo, a abordagem III, que inclui a proposta da

Tabela 22 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	28,68±5,74 27,73~29,63	85,18±0,97 85,02~85,34	11,32±3,62 10,72~11,92	89,68±0,74 89,56~89,81	7,01±4,580 6,25~7,77	91,20±1,40 90,97~91,43
2	A, S, VI, G	28,32±4,79 27,53~29,12	85,30±0,85 85,16~85,44	11,44±3,63 10,84~12,04	89,64±0,77 89,51~89,77	7,14±4,21 6,44~7,84	91,07±1,41 90,83~91,30
3	A, S, VE, SEQ	28,45±5,00 27,62~29,28	85,04±0,81 84,91~85,17	11,17±3,89 10,52~11,82	89,58±0,78 89,45~89,71	6,98±3,36 6,42~7,54	91,09±1,17 90,89~91,28
4	A, S, VE, G	27,81±5,89 26,83~28,79	85,28±1,00 85,12~85,45	11,44±3,64 10,84~12,04	89,50±0,90 89,35~89,65	7,14±4,25 6,44~7,85	91,09±1,28 90,88~91,31
5	A, I, VI, SEQ	27,27±5,01 26,44~28,10	85,34±0,95 85,18~85,49	10,85±3,61 10,25~11,45	89,70±0,65 89,59~89,80	6,40±3,67 5,79~7,01	91,33±1,18 91,14~91,53
6	A, I, VI, G	28,87±5,59 27,94~29,80	85,12±0,90 84,97~85,27	11,13±3,59 10,53~11,73	89,62±0,73 89,50~89,75	7,50±3,82 6,87~8,13	90,99±1,32 90,77~91,21
7	A, I, VE, SEQ	27,87±4,95 27,05~28,69	85,31±0,94 85,15~85,46	11,30±3,51 10,72~11,88	89,53±0,74 89,41~89,66	6,48±4,00 5,82~7,14	91,30±1,09 91,12~91,48
8	A, I, VE, G	27,92±4,75 27,13~28,71	85,28±0,81 85,15~85,42	11,15±3,92 10,50~11,80	89,63±0,84 89,49~89,77	6,25±3,84 5,61~6,89	91,29±1,31 91,07~91,51
9	R, S, VI, SEQ	28,30±5,23 27,43~29,17	85,19±0,93 85,04~85,35	11,76±3,40 11,20~12,32	89,58±0,65 89,47~89,69	6,90±4,02 6,23~7,57	90,98±1,30 90,76~91,19
10	R, S, VI, G	28,07±5,13 27,22~28,92	85,29±0,85 85,15~85,43	11,48±3,98 10,82~12,14	89,64±0,81 89,50~89,77	7,88±5,03 7,05~8,72	90,93±1,37 90,70~91,16
11	R, S, VE, SEQ	27,96±5,08 27,117~28,80	85,20±0,90 85,06~85,35	11,33±3,60 10,73~11,93	89,59±0,76 89,46~89,71	7,31±4,74 6,52~8,10	90,96±1,36 90,73~91,18
12	R, S, VE, G	28,07±4,96 27,25~28,89	85,18±0,86 85,04~85,32	11,47±3,82 10,84~12,11	89,50±0,83 89,37~89,64	7,45±4,35 6,73~8,17	90,86±1,42 90,63~91,10
13	R, I, VI, SEQ	28,55±4,56 27,794~29,31	85,14±0,84 85,00~85,28	11,87±3,73 11,25~12,49	89,48±0,76 89,35~89,60	6,70±4,49 5,96~7,45	91,20±1,41 90,97~91,43
14	R, I, VI, G	27,23±4,98 26,40~28,06	85,45±0,91 85,30~85,60	11,57±3,60 10,97~12,17	89,51±0,73 89,39~89,63	7,23±4,08 6,55~7,91	91,08±1,19 90,88~91,28
15	R, I, VE, SEQ	29,16±5,12 28,31~30,01	85,16±0,88 85,01~85,31	10,70±3,79 10,07~11,33	89,60±0,80 89,47~89,74	6,27±3,60 5,673~6,87	91,28±1,19 91,09~91,48
16	R, I, VE, G	28,38±5,27 27,51~29,26	85,13±1,01 84,96~85,30	11,13±3,77 10,51~11,76	89,69±0,76 89,57~89,82	6,20±3,93 5,55~6,85	91,30±1,14 91,11~91,48

seção 3.2, além das ideias da abordagem II, teve resultados ainda melhores. Isso prova que ambas as propostas contribuíram para a convergência do algoritmo e, desta forma, o sistema pode prover um ambiente mais próximo das características do aluno.

4.3 Teste 2

Na segunda etapa dos testes foi definido um estudante com os seguintes níveis de preferências: leve na dimensão Processamento, leve na dimensão Percepção, moderada na dimensão Entrada e leve na dimensão Organização. Como o sistema desconhece essas características, o ME [Tabela 15](#) foi inicializado com valores dos estilos igualmente divididos, conforme explicado na [seção 4.1](#).

A definição específica dos estilos de aprendizagem para as quatro dimensões é realizada na execução dos casos de testes. Para cada carga de trabalho, haverá dezesseis combinações de alunos com características diferentes. Os detalhes serão comentados nas próximas seções.

Tabela 23 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	16,24~18,48 (Abordagem II)	-4,71~-4,29 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	15,85~17,91 (Abordagem II)	-4,54~-4,14 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	16,26~18,30 (Abordagem II)	-4,71~-4,37 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	15,21~17,53 (Abordagem II)	-4,45~-3,99 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	15,42~17,42 (Abordagem II)	-4,56~-4,16 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	16,69~18,79 (Abordagem II)	-4,68~-4,32 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	15,59~17,55 (Abordagem II)	-4,43~-4,02 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	15,77~17,77 (Abordagem II)	-4,55~-4,16 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	15,58~17,50 (Abordagem II)	-4,58~-4,20 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	15,55~17,64 (Abordagem II)	-4,54~-4,15 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	15,64~17,62 (Abordagem II)	-4,57~-4,19 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	15,63~17,57 (Abordagem II)	-4,50~-4,14 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	15,86~17,50 (Abordagem II)	-4,51~-4,17 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	14,62~16,71 (Abordagem II)	-4,26~-3,87 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	17,31~19,61 (Abordagem II)	-4,64~-4,25 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	16,19~18,31 (Abordagem II)	-4,77~-4,36 (Abordagem II)

Tabela 24 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	3,33~5,30 (Abordagem III)	-1,78~-1,26 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	3,33~5,27 (Abordagem III)	-1,71~-1,15 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	3,36~5,02 (Abordagem III)	-1,73~-1,28 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	3,37~5,24 (Abordagem III)	-1,86~-1,34 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	3,63~5,27 (Abordagem III)	-1,85~-1,41 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	2,80~4,46 (Abordagem III)	-1,61~-1,13 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	3,93~5,72 (Abordagem III)	-2,00~-1,52 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	4,02~5,78 (Abordagem III)	-1,90~-1,42 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	3,96~5,76 (Abordagem III)	-1,64~-1,15 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	2,52~4,68 (Abordagem III)	-1,56~-1,02 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	3,03~5,01 (Abordagem III)	-1,64~-1,11 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	3,04~5,00 (Abordagem III)	-1,64~-1,08 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	4,15~6,19 (Abordagem III)	-1,99~-1,45 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	3,48~5,20 (Abordagem III)	-1,81~-1,34 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	3,54~5,32 (Abordagem III)	-1,92~-1,45 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	4,04~5,82 (Abordagem III)	-1,83~-1,37 (Abordagem III)

4.3.1 Carga de Trabalho de 15 conceitos

Na [Tabela 26](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 27](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Tabela 25 – Resumo dos resultados do Teste I.

Carga de Trabalho	Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
15 Conceitos	12,68±0,29	81,34±0,20	7,77±0,86	85,14±0,70	5,15±0,30	87,61±0,22
30 Conceitos	19,07 ±0,43	83,40±0,09	8,98±0,21	88,02±0,11	5,88±0,27	89,86±0,16
60 Conceitos	28,18±0,52	85,22±0,10	11,32±0,30	89,59±0,07	6,93±0,50	91,12±0,15

Tabela 26 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	8,27±2,30	82,98±1,44	4,74±2,01	86,80±1,94	3,31±2,70	88,29±2,86
		7,89~8,65	82,74~83,22	4,41~5,07	86,48~87,12	2,86~3,76	87,81~88,76
2	A, S, VI, G	8,24±2,09	83,19±1,17	4,75±2,06	86,63±1,94	3,46±2,68	88,42±2,97
		7,89~8,59	83,00~83,38	4,41~5,09	86,31~86,95	3,02~3,91	87,92~88,91
3	A, S, VE, SEQ	8,60±2,42	83,24±1,42	4,63±1,89	86,82±1,84	3,78±2,48	88,14±2,90
		8,20~9,00	83,00~83,47	4,32~4,94	86,51~87,12	3,37~4,19	87,66~88,62
4	A, S, VE, G	8,12±1,82	83,34±1,29	4,48±2,16	87,07±2,05	3,06±2,32	88,78±2,73
		7,82~8,42	83,13~83,56	4,12~4,84	86,73~87,41	2,68~3,45	88,33~89,24
5	A, I, VI, SEQ	8,41±2,47	83,09±1,27	4,81±2,07	87,02±1,99	3,20±2,60	88,42±2,93
		8,00~8,82	82,88~83,30	4,47~5,15	86,69~87,35	2,77~3,63	87,93~88,90
6	A, I, VI, G	8,17±2,19	83,25±1,38	5,07±2,17	86,49±2,06	3,09±1,96	88,52±2,58
		7,81~8,53	83,02~83,48	4,71~5,43	86,15~86,83	2,77~3,42	88,09~88,95
7	A, I, VE, SEQ	8,36±2,25	83,10±1,30	4,57±2,30	86,98±2,24	3,43±2,40	88,48±2,66
		7,99~8,73	82,88~83,32	4,19~4,95	86,60~87,35	3,03~3,83	88,04~88,92
8	A, I, VE, G	7,96±1,97	83,33±1,54	4,84±2,01	86,68±1,90	3,20±2,54	88,36±2,62
		7,63~8,29	83,08~83,59	4,51~5,17	86,37~86,99	2,78~3,62	87,93~88,80
9	R, S, VI, SEQ	8,03±2,07	83,34±1,43	4,83±2,14	86,83±2,07	3,47±2,29	88,19±2,68
		7,69~8,37	83,11~83,58	4,48~5,19	86,49~87,18	3,09~3,85	87,75~88,64
10	R, S, VI, G	8,29±2,08	83,21±1,40	4,36±1,88	87,24±1,63	3,39±2,69	88,06±2,93
		7,95~8,64	82,98~83,44	4,05~4,67	86,97~87,51	2,94~3,84	87,57~88,55
11	R, S, VE, SEQ	8,37±2,02	83,16±1,35	4,49±2,05	87,02±2,03	3,72±2,67	87,85±2,79
		8,03~8,71	82,94~83,39	4,15~4,83	86,68~87,35	3,28~4,16	87,38~88,31
12	R, S, VE, G	8,45±2,15	83,18±1,39	4,43±2,03	87,20±1,79	3,63±2,39	88,26±2,67
		8,09~8,81	82,95~83,41	4,09~4,77	86,90~87,50	3,23~4,03	87,82~88,70
13	R, I, VI, SEQ	8,00±2,32	83,23±1,31	4,68±2,06	86,91±1,64	3,05±2,36	88,44±2,89
		7,61~8,39	83,02~83,45	4,34~5,02	86,64~87,19	2,66~3,44	87,96~88,92
14	R, I, VI, G	8,23±2,28	83,30±1,43	4,65±2,11	86,63±2,14	3,15±2,62	88,43±2,69
		7,85~8,61	83,07~83,54	4,30~5,00	86,27~86,98	2,72~3,59	87,98~88,88
15	R, I, VE, SEQ	8,02±2,07	83,37±1,43	4,64±2,02	86,89±2,07	3,40±2,15	88,32±2,48
		7,68~8,36	83,14~83,61	4,31~4,98	86,55~87,24	3,04~3,76	87,91~88,73
16	R, I, VE, G	8,41±2,22	83,16±1,40	4,94±2,04	86,60±1,94	3,49±2,44	88,31±2,55
		8,04~8,78	82,92~83,39	4,60~5,28	86,27~86,92	3,09~3,90	87,89~88,73

Ao analisar os dados da [Tabela 27](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 28](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 28](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem III, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.2](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 27 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	3,02~4,04 (Abordagem II)	-4,22~-3,41 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	3,03~3,95 (Abordagem II)	-3,78~-3,10 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	3,48~4,47 (Abordagem II)	-3,96~-3,20 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	3,14~4,14 (Abordagem II)	-4,13~-3,32 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	3,05~4,15 (Abordagem II)	-4,34~-3,52 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	2,57~3,63 (Abordagem II)	-3,65~-2,83 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	3,24~4,34 (Abordagem II)	-4,31~-3,44 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	2,68~3,56 (Abordagem II)	-3,80~-2,90 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	2,70~3,70 (Abordagem II)	-3,90~-3,09 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	3,49~4,37 (Abordagem II)	-4,39~-3,68 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	3,41~4,35 (Abordagem II)	-4,24~-3,47 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	3,52~4,52 (Abordagem II)	-4,41~-3,62 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	2,77~3,87 (Abordagem II)	-4,03~-3,33 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	3,05~4,11 (Abordagem II)	-3,79~-2,86 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	2,90~3,86 (Abordagem II)	-3,94~-3,10 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	3,01~3,93 (Abordagem II)	-3,81~-3,07 (Abordagem II)

Tabela 28 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	0,81~2,05 (Abordagem III)	-2,10~-0,89 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	0,74~1,84 (Abordagem III)	-2,34~-1,23 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	0,31~1,40 (Abordagem III)	-1,91~-0,73 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	0,89~1,95 (Abordagem III)	-2,30~-1,13 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	1,08~2,15 (Abordagem III)	-2,00~-0,79 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	1,51~2,45 (Abordagem III)	-2,57~-1,50 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	0,60~1,68 (Abordagem III)	-2,04~-0,97 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	1,14~2,14 (Abordagem III)	-2,18~-1,19 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	0,81~1,91 (Abordagem III)	-1,92~-0,79 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	0,40~1,54 (Abordagem III)	-1,40~-0,24 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	0,20~1,34 (Abordagem III)	-1,43~-0,24 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	0,29~1,31 (Abordagem III)	-1,62~-0,51 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	1,18~2,08 (Abordagem III)	-2,07~-0,97 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	0,92~2,08 (Abordagem III)	-2,41~-1,19 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	0,77~1,72 (Abordagem III)	-1,96~-0,90 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	0,95~1,96 (Abordagem III)	-2,20~-1,24 (Abordagem III)

4.3.2 Carga de Trabalho de 30 conceitos

Na [Tabela 29](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 30](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Tabela 29 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	11,65±2,45 11,24~12,06	85,12±1,13 84,94~85,31	5,24±1,96 4,92~5,57	89,30±1,33 89,08~89,52	3,69±2,26 3,32~4,06	90,23±1,91 89,92~90,55
2	A, S, VI, G	11,95±3,00 11,45~12,45	85,11±1,06 84,93~85,28	5,21±2,15 4,85~5,57	89,26±1,35 89,04~89,48	3,72±2,85 3,25~4,19	90,58±1,89 90,26~90,89
3	A, S, VE, SEQ	12,00±2,62 11,57~12,43	85,02±1,07 84,85~85,20	5,58±2,50 5,16~6,00	89,34±1,32 89,12~89,56	3,32±2,32 2,94~3,71	90,75±1,85 90,44~91,06
4	A, S, VE, G	11,53±2,68 11,09~11,97	85,33±1,09 85,15~85,51	5,59±2,45 5,18~6,00	89,33±1,141 89,15~89,52	3,33±2,72 2,88~3,78	90,503±1,90 90,19~90,82
5	A, I, VI, SEQ	11,78±2,31 11,40~12,16	85,05±1,15 84,86~85,24	5,44±2,49 5,03~5,85	89,15±1,48 88,90~89,39	3,58±2,55 3,16~4,00	90,38±1,83 90,07~90,68
6	A, I, VI, G	12,11±2,59 11,68~12,54	85,00±1,05 84,82~85,17	5,06±2,29 4,68~5,44	89,42±1,16 89,23~89,62	3,43±2,41 3,03~3,83	90,45±1,88 90,13~90,76
7	A, I, VE, SEQ	12,10±2,95 11,61~12,59	84,96±1,08 84,78~85,14	4,93±2,02 4,60~5,27	89,33±1,31 89,11~89,55	3,49±2,61 3,06~3,92	90,53±2,06 90,19~90,87
8	A, I, VE, G	12,14±2,35 11,75~12,53	85,02±1,17 84,83~85,22	5,25±2,34 4,86~5,64	89,29±1,35 89,07~89,51	3,32±2,21 2,95~3,69	90,74±1,88 90,43~91,05
9	R, S, VI, SEQ	12,14±2,58 11,71~12,57	84,98±1,10 84,80~85,17	5,56±2,35 5,17~5,95	89,16±1,33 88,94~89,38	3,800±2,66 3,36~4,24	90,32±1,87 90,00~90,63
10	R, S, VI, G	11,93±2,60 11,50~12,36	85,27±1,05 85,09~85,44	5,60±2,44 5,20~6,01	89,15±1,40 88,92~89,38	3,81±2,67 3,37~4,25	90,33±1,92 90,02~90,65
11	R, S, VE, SEQ	12,09±2,69 11,65~12,54	85,10±0,90 84,96~85,25	5,04±2,26 4,67~5,41	89,25±1,27 89,04~89,46	3,41±2,32 3,03~3,80	90,66±1,86 90,35~90,96
12	R, S, VE, G	12,44±2,85 11,97~12,91	84,98±1,13 84,79~85,16	5,52±2,10 5,17~5,87	89,19±1,33 88,97~89,41	3,54±2,72 3,09~3,99	90,61±2,07 90,26~90,95
13	R, I, VI, SEQ	12,11±2,43 11,71~12,51	84,89±1,03 84,72~85,06	5,24±2,00 4,91~5,57	89,36±1,18 89,16~89,56	3,77±2,69 3,32~4,22	90,39±2,04 90,05~90,73
14	R, I, VI, G	11,65±2,19 11,29~12,01	85,04±1,03 84,87~85,21	5,14±1,94 4,82~5,46	89,48±1,24 89,28~89,69	3,66±2,65 3,22~4,10	90,38±1,92 90,06~90,70
15	R, I, VE, SEQ	11,94±3,03 11,44~12,44	85,05±1,13 84,86~85,24	5,36±2,36 4,97~5,75	89,31±1,43 89,08~89,55	3,37±2,21 3,00~3,73	90,48±1,89 90,17~90,80
16	R, I, VE, G	12,24±2,48 11,83~12,65	84,83±1,10 84,65~85,01	4,87±2,25 4,50~5,24	89,33±1,170 89,14~89,53	3,91±2,96 3,42~4,40	90,39±1,92 90,07~90,70

Ao analisar os dados da [Tabela 30](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 31](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 31](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem III, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.2](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

4.3.3 Carga de Trabalho de 60 conceitos

Na [Tabela 32](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram

Tabela 30 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

	EA _r	Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	5,86~6,96 (Abordagem II)	-4,47~-3,89 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	6,15~7,33 (Abordagem II)	-4,44~-3,87 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	5,76~7,08 (Abordagem II)	-4,61~-4,02 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	5,32~6,56 (Abordagem II)	-4,27~-3,74 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	5,78~6,90 (Abordagem II)	-4,43~-3,77 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	6,46~7,64 (Abordagem II)	-4,69~-4,17 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	6,57~7,77 (Abordagem II)	-4,65~-4,07 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	6,310~7,47 (Abordagem II)	-4,57~-3,97 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	6,01~7,15 (Abordagem II)	-4,45~-3,91 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	5,72~6,94 (Abordagem II)	-4,17~-3,59 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	6,42~7,68 (Abordagem II)	-4,42~-3,87 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	6,34~7,50 (Abordagem II)	-4,50~-3,94 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	6,37~7,37 (Abordagem II)	-4,76~-4,19 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	6,00~7,02 (Abordagem II)	-4,71~-4,16 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	5,98~7,18 (Abordagem II)	-4,55~-3,97 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	6,85~7,90 (Abordagem II)	-4,75~-4,26 (Abordagem II)

Tabela 31 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

	EA _r	Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	1,07~2,03 (Abordagem III)	-1,34~-0,53 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	0,88~2,10 (Abordagem III)	-1,70~-0,94 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	1,70~2,82 (Abordagem III)	-1,80~-1,03 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	1,71~2,81 (Abordagem III)	-1,52~-0,82 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	1,27~2,45 (Abordagem III)	-1,61~-0,85 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	1,07~2,20 (Abordagem III)	-1,40~-0,64 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	0,90~1,98 (Abordagem III)	-1,63~-0,78 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	1,37~2,49 (Abordagem III)	-1,85~-1,05 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	1,16~2,36 (Abordagem III)	-1,52~-0,79 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	1,21~2,37 (Abordagem III)	-1,57~-0,80 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	1,08~2,18 (Abordagem III)	-1,78~-1,04 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	1,47~2,49 (Abordagem III)	-1,80~-1,04 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	0,95~1,99 (Abordagem III)	-1,38~-0,68 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	0,95~2,01 (Abordagem III)	-1,27~-0,52 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	1,44~2,54 (Abordagem III)	-1,55~-0,80 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	0,38~1,54 (Abordagem III)	-1,41~-0,70 (Abordagem III)

testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 33](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 33](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor

Tabela 32 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	16,84±3,10 16,33~17,36	86,68±0,83 86,54~86,82	6,68±2,87 6,20~7,16	90,57±1,17 90,38~90,76	4,08±2,74 3,63~4,53	91,66±1,49 91,41~91,91
2	A, S, VI, G	17,24±3,26 16,70~17,78	86,57±0,86 86,42~86,71	6,80±2,86 6,33~7,27	90,67±0,96 90,51~90,83	3,65±2,75 3,19~4,11	91,46±1,65 91,18~91,73
3	A, S, VE, SEQ	16,98±2,90 16,50~17,46	86,67±0,76 86,54~86,79	7,01±2,63 6,57~7,45	90,36±1,26 90,15~90,57	4,24±2,96 3,75~4,73	91,64±1,57 91,38~91,90
4	A, S, VE, G	17,15±2,99 16,65~17,65	86,65±0,77 86,53~86,78	7,14±2,90 6,66~7,62	90,46±1,07 90,28~90,64	4,13±2,80 3,67~4,60	91,56±1,44 91,32~91,80
5	A, I, VI, SEQ	17,34±3,33 16,79~17,89	86,57±0,82 86,43~86,70	6,78±2,51 6,36~7,20	90,52±1,06 90,34~90,69	4,27±3,08 3,76~4,78	91,39±1,77 91,10~91,69
6	A, I, VI, G	16,83±3,41 16,26~17,40	86,70±0,81 86,56~86,83	6,70±2,75 6,24~7,16	90,63±1,01 90,46~90,80	4,70±3,64 4,10~5,31	91,53±1,62 91,27~91,80
7	A, I, VE, SEQ	17,12±3,36 16,56~17,68	86,69±0,91 86,53~86,84	6,99±2,58 6,56~7,42	90,58±1,06 90,40~90,75	4,04±2,92 3,56~4,53	91,53±1,63 91,26~91,80
8	A, I, VE, G	16,26±3,01 15,76~16,76	86,73±0,69 86,61~86,84	6,89±3,16 6,37~7,41	90,37±1,04 90,20~90,54	4,43±3,12 3,91~4,95	91,43±1,55 91,18~91,69
9	R, S, VI, SEQ	16,49±3,43 15,92~17,06	86,78±0,77 86,65~86,91	7,32±2,39 6,92~7,72	90,49±1,08 90,31~90,67	4,19±2,79 3,73~4,65	91,33±1,75 91,04~91,62
10	R, S, VI, G	17,19±3,22 16,65~17,73	86,55±0,86 86,40~86,69	6,58±2,78 6,12~7,04	90,48±1,04 90,31~90,65	3,84±2,63 3,40~4,28	91,59±1,44 91,35~91,83
11	R, S, VE, SEQ	16,92±3,43 16,35~17,49	86,52±0,79 86,39~86,65	6,99±2,82 6,52~7,46	90,49±1,04 90,31~90,66	4,28±2,85 3,81~4,75	91,72±1,15 91,53~91,91
12	R, S, VE, G	17,14±2,52 16,72~17,56	86,60±0,83 86,46~86,73	6,85±2,85 6,38~7,32	90,49±0,96 90,33~90,65	4,11±2,96 3,62~4,60	91,69±1,46 91,45~91,93
13	R, I, VI, SEQ	17,07±2,66 16,63~17,51	86,57±0,78 86,44~86,71	6,77±2,51 6,35~7,19	90,56±0,99 90,39~90,72	4,33±3,04 3,83~4,83	91,69±1,31 91,47~91,91
14	R, I, VI, G	17,58±3,28 17,04~18,12	86,57±0,84 86,43~86,71	6,40±2,44 6,00~6,81	90,76±0,78 90,63~90,89	3,96±3,01 3,46~4,46	91,52±1,71 91,23~91,80
15	R, I, VE, SEQ	17,12±3,07 16,61~17,63	86,55±0,81 86,41~86,68	7,02±2,76 6,56~7,48	90,59±0,97 90,43~90,75	4,43±3,12 3,91~4,95	91,55±1,51 91,30~91,80
16	R, I, VE, G	17,27±3,11 16,75~17,79	86,60±0,84 86,46~86,74	6,46±2,85 5,99~6,93	90,57±1,09 90,39~90,75	4,33±2,50 3,92~4,75	91,54±1,44 91,30~91,78

adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 34](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 34](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem III, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.2](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

4.3.4 Conclusão Teste II

Os resultados dos testes mostram uma clara melhora nos valores das métricas escolhidas, sobretudo na diminuição dos problemas de aprendizagem, que são aqueles casos em que o conteúdo didático é proposto, mas o desempenho não é satisfatório.

A [Tabela 35](#) apresenta um resumo consolidado dos testes realizados na [seção 4.3](#). Nas três cargas de trabalho, observa-se uma leve melhora no desempenho médio provocado principalmente por uma melhor escolha das CEA.

A abordagem II, aquela que contempla apenas as propostas da [seção 3.1](#) e

Tabela 33 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	9,45~10,87 (Abordagem II)	-4,15~-3,63 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	9,68~11,20 (Abordagem II)	-4,31~-3,89 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	9,28~10,66 (Abordagem II)	-3,94~-3,45 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	9,37~10,65 (Abordagem II)	-4,01~-3,60 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	9,86~11,26 (Abordagem II)	-4,18~-3,72 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	9,42~10,84 (Abordagem II)	-4,14~-3,72 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	9,36~10,90 (Abordagem II)	-4,14~-3,64 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	8,66~10,09 (Abordagem II)	-3,83~-3,45 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	8,45~9,89 (Abordagem II)	-3,94~-3,49 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	9,87~11,35 (Abordagem II)	-4,16~-3,70 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	9,22~10,64 (Abordagem II)	-4,16~-3,76 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	9,63~10,95 (Abordagem II)	-4,09~-3,71 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	9,74~10,86 (Abordagem II)	-4,18~-3,79 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	10,52~11,84 (Abordagem II)	-4,37~-4,02 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	9,47~10,73 (Abordagem II)	-4,25~-3,84 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	10,11~11,52 (Abordagem II)	-4,20~-3,74 (Abordagem II)

Tabela 34 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	1,93~3,27 (Abordagem III)	-1,41~-0,77 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	2,48~3,87 (Abordagem III)	-1,09~-0,50 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	2,13~3,41 (Abordagem III)	-1,64~-0,92 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	2,34~3,68 (Abordagem III)	-1,40~-0,80 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	1,88~3,14 (Abordagem III)	-1,20~-0,55 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	1,19~2,81 (Abordagem III)	-1,25~-0,57 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	2,29~3,61 (Abordagem III)	-1,28~-0,62 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	1,70~3,22 (Abordagem III)	-1,38~-0,74 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	2,49~3,77 (Abordagem III)	-1,19~-0,49 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	2,11~3,38 (Abordagem III)	-1,39~-0,84 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	2,10~3,32 (Abordagem III)	-1,47~-0,99 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	2,06~3,42 (Abordagem III)	-1,51~-0,88 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	1,73~3,15 (Abordagem III)	-1,42~-0,84 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	1,83~3,05 (Abordagem III)	-1,06~-0,46 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	1,93~3,25 (Abordagem III)	-1,25~-0,68 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	1,46~2,80 (Abordagem III)	-1,27~-0,66 (Abordagem III)

seção 3.3, mostrou-se eficaz. Contudo, a abordagem III, que inclui a proposta da seção 3.2, além das ideias da abordagem II, teve resultados ainda melhores. Isso prova que ambas as propostas contribuíram para a convergência do algoritmo e, desta forma, o sistema pode prover um ambiente mais próximo das características do aluno.

Tabela 35 – Resumo dos resultados do Teste II.

Carga de Trabalho	Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
15 Conceitos	8,25±0,19	83,22±0,11	4,68±0,19	86,86±0,22	3,36±0,23	88,33±0,21
30 Conceitos	11,99±0,24	85,05±0,13	5,29±0,24	89,29±0,10	3,57±0,20	90,48±0,15
60 Conceitos	17,03±0,32	86,62±0,08	6,84±0,24	90,54±0,10	4,19±0,25	91,55±0,11

5 CONCLUSÃO

Esta dissertação apresentou uma análise e adaptação da abordagem proposta por [Dorça \(2012\)](#), para a modelagem automática e dinâmica de EA para SAIE, baseada em cadeias de Markov.

Os SAIE são um conceito novo em educação, com o objetivo de fornecer um conteúdo personalizado e de acordo com as características individuais do estudante. Trata-se de uma técnica promissora de fornecer adaptabilidade, de modo a atender as necessidades particulares e melhorar a eficiência do processo de ensino-aprendizagem auxiliado por computador.

Um aspecto fundamental nesse contexto é a identificação dinâmica e contínua dos EA do usuário e a adaptação do conteúdo didático seguindo suas preferências. Mas, para isso, é preciso conhecer o perfil do estudante, com o máximo de detalhes e, em seguida, propor as interferências necessárias de ajustes no ambiente de aprendizagem.

Desta forma, a sistematização do processo está diretamente ligada à capacidade de modelagem das características, concepções e estratégias de raciocínio do estudante. Neste trabalho houve uma ênfase nos EA, por acreditar que o processo de adaptação se torna mais efetivo, à medida que o agente pedagógico passa a oferecer conteúdo cada vez adaptado às preferências do estudante, impactando nitidamente na melhora de sua performance.

Diante desse assunto, foi pesquisado, dentro do referencial teórico, as novas tendências da área. Os trabalhos de [Dorça \(2012\)](#), [Dorça et al. \(2011\)](#), [Dorça et al. \(2012\)](#), [Dorça et al. \(2013a\)](#) e [Dorça et al. \(2013b\)](#) despertaram grande interesse e foram objetos de pesquisa desta dissertação. Inicialmente, com o entendimento do modelo proposto pelos autores e, depois, com a proposta de melhorias.

O estudo esteve focado no desenvolvimento de métodos para melhoria dos componentes ME, MP e CME, propostos por [Dorça \(2012\)](#) e discutidos no [Capítulo 3](#), de modo que o conteúdo didático fosse apresentado conforme as preferências do estudante, promovendo um aprendizado de qualidade e, conseqüentemente, melhor desempenho.

Sendo assim, o trabalho propôs algumas modificações. Primeiro, na estrutura do ME para que houvesse a possibilidade de armazenar um histórico quantitativo da performance do estudante nos processos avaliativos. Ou seja, além das tendências numéricas que representam os EA, o sistema contempla uma média de desempenho de cada um deles. A partir disso, é possível verificar em quais deles ocorre melhor aproveitamento.

De acordo com essa nova informação, houve uma segunda proposta, na qual o MP apresenta melhores condições para selecionar uma CEA, seguindo as preferências

do estudante. As cadeias de Markov, antes modeladas considerando apenas os EA_p , passaram a ser compostas também pelo histórico consolidado, representado pela média de desempenho. Dessa forma, há duas variáveis que sustentam as cadeias de cada dimensão.

A terceira intervenção foi no componente CME. Na abordagem proposta por Dorça (2012) e Dorça et al. (2013a), ele defende o ajuste dos EA_p armazenados no ME apenas quando ocorre um problema de aprendizagem, isto é, quando o estudante não consegue alcançar o percentual mínimo de aprovação. A questão é que essa técnica apresenta um aspecto contraditório, pois é preciso haver CEA menos adequadas para acontecerem os ajustes do ME. Esse fato compromete todo o processo de aprendizagem.

A partir dessa particularidade, foi desenvolvida outra estratégia complementar de intervenção no ME. Além da atualização na falha, quando ocorre alguma dificuldade de aprendizagem, há também o ajuste no sucesso. Entretanto, ele acontece apenas quando há uma forte evidência de que a CEA selecionada está de acordo com os EA reais, conforme explicado na seção 3.3.

A simulação computacional é uma alternativa extremamente válida em cenários que exigem quantidades consideráveis de recursos de implementação. Segundo Dorça et al. (2013b), é uma maneira de confrontar teorias e experimentação ou realizar experiências de outro modo inacessíveis, ou até mesmo com elevada dificuldade.

A experimentação se deu mediante a simulação de estudantes (DORÇA et al., 2013b), facilitando muito a análise de variáveis fundamentais à verificação e validação: consistência e eficiência. Pôde-se observar, nitidamente, o comportamento das abordagens em duas etapas, cada uma com 16 (dezesesseis) diferentes casos de testes, considerando situações adversas.

Foram realizados testes computacionais, nos quais houve uma comparação entre a abordagem proposta por Dorça (2012) e as ideias defendidas nesta dissertação. A comparação utilizou-se o teste T-Pareado para analisar as amostras divididas em duas métricas: quantidade de problemas de aprendizagem e desempenho médio.

Apesar da detecção dos estilos não ser o foco deste trabalho, ela foi observada no quesito convergência. Em resultados preliminares, notou-se uma adaptação mais rápida do sistema provocada pelo novo CME. Isso porque sua utilização criou um cenário com maior número de intervenções, sobretudo com o acréscimo dos casos com desempenho de excelência e, assim, menor quantidade de problemas de aprendizagem.

Os resultados obtidos no Capítulo 4 puderam comprovar os benefícios das propostas apresentadas, sobretudo na métrica de Problemas de Aprendizagem. Diante da comparação realizada pelo teste estatístico, constatou-se uma diminuição média de 68,27% na quantidade de problemas de aprendizagem e um aumento de 6,07%

no desempenho, considerando as novas ideias defendidas neste trabalho. Portanto, conclui-se que as modificações propostas e justificadas são válidas no âmbito da modelagem automática e dinâmica de EA.

Abaixo são apresentadas algumas sugestões para trabalhos futuros:

- Fazer uma análise fatorial das propostas defendidas nesta dissertação e avaliar os impactos de cada uma delas.
- Estudar a viabilidade de implementar novas variáveis que identifiquem as características do aluno, como por exemplo, área de conhecimento da disciplina, perfil acadêmico, capacidade cognitiva, personalidade, entre outras.
- Considerar a intensidade/frequência do uso dos objetos de aprendizagem (chat, fórum, vídeo, texto, imagens, animações, exemplos).
- Aprimorar o simulador de desempenho implementando outras variáveis de impacto, por exemplo, a frequência de acesso.
- Desenvolvimento de novas regras do CME para atualização do ME.
- Avaliar detalhadamente o fator de consistência quanto à detecção dos estilos, ou seja, a quantidade de iterações necessárias para o sistema convergir para o EA esperado.
- Implementar as abordagens em um SGA, como por exemplo o Moodle, para realizar experimentos reais com os estudantes.

REFERÊNCIAS

ABDULLAH, S.; COOLEY, R. Using simulated students to evaluate an adaptive testing system. In: **Computers in Education, 2002. Proceedings. International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2002. p. 614–618 vol.1. Citado na página 70.

ALBUQUERQUE, J.; FORTES, J. J.; FINAMORE, W. **Probabilidade, Variáveis Aleatórias e Processos Estocásticos**. Rio de Janeiro: Editora Interciência, 2008. Citado na página 49.

ALFONSECA, E. et al. The impact of learning styles on student grouping for collaborative learning: a case study. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, v. 16, n. 3, p. 377–401, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 85.

ALVES, S. R. **Dionáde Tecnologia Educacional - Terminologia Básica Apoiada por Micromapas**. 1ª ed.. ed. São Paulo: Perse, 2011. Citado na página 36.

ANDERSON, L. W. A taxonomy for learning, teaching and assessing: a revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives. **Addison Wesley Longman**, New York, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.

ANTON, H.; RORRES, C. **Álgebra Linear com Aplicações**. 10ª. ed. Rio de Janeiro: Bookman, 2012. Citado na página 50.

ARTERO, A. O. **Inteligência Artificial: Teoria e Prática**. 1ª ed.. ed. [S.l.]: Livraria da Física, 2008. ISBN 978-85-7861-029-6. Citado 3 vezes nas páginas 39, 40 e 41.

BARROS, M. das G.; CARVALHO, A. B. G. **As concepções de interatividade nos ambientes virtuais de aprendizagem**. Campina Grande: Editora da Universidade Estadual da Paraíba - EDUEPB, 2011. ISBN 978-85-7879-065-3. Citado 3 vezes nas páginas 31, 37 e 38.

BELLMAN, R. E. **An Introduction to Artificial Intelligence: Can Computers Think?** [S.l.]: Boyd & Fraser Publishing Company, 1978. Citado na página 41.

BELLONI, M. L. **Educação a Distância**. 5ª ed.. ed. Campinas, SP: Editora Autores Associados LTDA, 2008. ISBN 978-85-85701-77-22. Citado 5 vezes nas páginas 17, 31, 32, 34 e 35.

BLOOM, B. S. et al. **Taxonomia de Objetivos Educacionais**. Porto Alegre: Globo, 1972. Citado na página 26.

BOTELHO, C. A. Sistemas Tutores no Domínio da Programação. **Revista de Informática Aplicada**, v. 4, n. 1, p. 45–59, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 53.

BOTELHO C., P. E. S. H. e. S. I. Personalização em sistemas de gerenciamento da aprendizagem em conformidade com o padrão scorm. In **Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, v. 1, 2009. Citado na página 75.

BRAVO, J.; ORTIGOSA, A. Validating the evaluation of adaptive systems by user profile simulation. **Proceedings of Workshop held at the Fourth International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems**, AH2006, p. 479–483, 2006. Citado na página 70.

BROWN, J. S.; SLEEMAN, D. **Intelligent Tutoring Systems**. New York: Academic Press, 1982. Citado na página 53.

BRUSILOVSKY P., S. E. e. W. G. **Elm-art: An intelligent tutoring system on world wide web**. [S.l.]: Springer, 1996. 261–269 p. Citado na página 56.

CARVALHO, F. L. de S. O uso de sistemas de Gestão de Aprendizagem (SGA) em ensino presencial: Aplicação de uma proposta via pesquisa ação. **Revista Científica Eletrônica de Engenharia da Produção**, v. 12, n. 2, p. 328–350, abr. 2012. Citado na página 31.

COELHO, L. Processo de decisão markoviano e aprendizagem por reforço. Technical report. **Laboratório de Técnicas Inteligentes**, 2011. Citado na página 48.

COMMASSETTO, L. S. **Novos espaços virtuais para o ensino e a aprendizagem a distância: estudo da aplicabilidade dos desenhos pedagógicos**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis - SC, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.

COPPIN, B. **Inteligência Artificial**. 1ª ed.. ed. [S.l.]: Jones & Bartlett Publishers, Inc, 2010. ISSN 978-85-216-1729-7. ISBN Rio de Janeiro. Citado 3 vezes nas páginas 39, 40 e 45.

COSTAS, J. M. M. **Novas tecnologias e mediação pedagógica**. 5ª ed.. ed. Campinas: Papirus, 2002. 176 p. Citado na página 17.

COUTINHO, C.; LISBÔA, E. Sociedade da Informação, do Conhecimento e da Aprendizagem: Desafios para Educação no Século XXI. **Revista da Educação**, VIII, n. 1, p. 5–22, 2011. Citado na página 17.

DOLL, W. E. **A Postmodern Perspective on Curriculum**. New York: Teachers College, Columbia University, 1992. Citado na página 32.

DORÇA, F. A. **Uma Abordagem Estocástica Baseada em Aprendizagem por Reforço para Modelagem Automática e Dinâmica de Estilos de Aprendizagem de Estudantes em Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação a Distância**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2012. Citado 39 vezes nas páginas 7, 8, 9, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 26, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 52, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 72, 74, 76, 78, 79, 81, 82, 86, 101 e 102.

DORÇA, F. A. et al. Detecção e Correção Automática de Estilos de Aprendizagem em Sistemas Adaptativos para Educação. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 18, n. 2, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 19, 20 e 101.

DORÇA, F. A. et al. A Stochastic Approach for Automatic and Dynamic Modeling of Students Learning Styles in Adaptive Educational Systems. **Informatics in Education**, v. 11, n. 2, p. 191–212, 2012. Citado na página 101.

DORÇA, F. A. et al. Comparing strategies for modeling students learning styles through reinforcement learning in adaptive and intelligent educational systems: An experimental analysis. **Expert Syst. Appl.**, v. 40, n. 6, p. 2092–2101, 2013. Disponível em: <<http://dblp.uni-trier.de/db/journals/eswa/eswa40.html#DorcaLFL13>; <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.10.014>; <http://www.bibsonomy.org/bibtex/2f651464cbbe935c408bf7d8d92086ee5/dblp>>. Citado 7 vezes nas páginas 20, 69, 79, 80, 86, 101 e 102.

DORÇA, F. A. et al. Simulação de Aprendizagem em Estudantes como Ferramenta para Minimização de Custos na Avaliação de Novas Abordagens em Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação a Distância: Uma Análise Experimental. **VAEP-RITA**, v. 1, n. 3, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 70, 71, 101 e 102.

FALEIROS, A. C.; YONEYAMA, T. **Teoria Matemática de Sistemas**. Rio de Janeiro: Arte e Ciência Editora, 2002. Citado na página 50.

FELDER, R.; BRENT, R. Understanding student differences. **Journal of Engineering Education**, v. 94, n. 1, p. 57–72, 2005. Citado na página 21.

FELDER, R.; SILVERMAN, L. Learning and teaching styles in engineering education. **Journal of Engineering education**, v. 78, n. 7, p. 674–681, 1988. Citado 4 vezes nas páginas 18, 19, 24 e 57.

FELDER, R.; SPURLIN, J. Applications, reliability and validity of the index of learning styles. **International Journal of Engineering Education**, v. 21, n. 1, p. 103–112, 2005. Citado 3 vezes nas páginas 21, 25 e 62.

FELDER, R. M.; SOLOMAN, B. A. **Index of learning styles (ILS)**. North Carolina State University: [s.n.], 2015. Disponível em: <<http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/ILSpace.html>>. Citado na página 26.

FERRAZ, A. P. d. C. M.; BELHOT, R. V. Taxonomia de bloom: revisão teórica e apresentação das adequações do instrumento para definição de objetivos instrucionais. **Gestão e Produção**, scielo, v. 17, p. 421–431, 2010. ISSN 0104-530X. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 28.

FERREIRA, A. B. de H. **Novo Dicionário da Língua Portuguesa**. 2ª ed.. ed. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, 1986. Citado na página 29.

FERREIRA, S. L.; BIANCHETTI, L. As tecnologias da informação e da comunicação e as possibilidades de interatividade para a educação. **Revista da FAEEBA – Educação e Contemporaneidade**, v. 13, n. 22, p. 253–263, 2004. Citado na página 17.

GHAREHCHOPOGH, F. S.; KHALIFELU, Z. A. Using Intelligent Tutoring Systems in Instruction and Education. **2nd International Conference on Education and Management Technology**, v. 13, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 53, 54, 55 e 56.

GILBERT, J.; HAN, C. Adapting instruction in search of a significant difference. **Journal of Network and Computer applications**, v. 22, n. 3, p. 149–160, 1999. Citado na página 18.

GIRAFFA, L. M. M. **Seleção e adoção de estratégias de ensino em sistemas tutores inteligentes**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1997. Citado na página 53.

GOGUADZE, G. et al. Evaluating a bayesian student model of decimal misconceptions. **In the Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining**, 2011. Citado na página 59.

GRAF, S.; KINSHUK. Advanced Adaptivity in Learning Management Systems by Considering Learning Styles. **In Proceedings of the 2009 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology**, v. 03, p. 235–238, 2009. Citado na página 26.

GRAF, S.; KINSHUK; LIU, T.-C. Identifying Learning Styles in Learning Management Systems by Using Indications from Students' Behaviour. In: **Advanced Learning Technologies, 2008. ICALT '08. Eighth IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 482–486. Citado na página 70.

GRAF, S.; KINSHUK; LIU, T.-C. Supporting teachers in identifying students learning styles in learning management systems: An automatic student modelling approach. **Educational Technology and Society**, v. 12, n. 4, p. 3–14, 2009. Disponível em: <<http://dblp.uni-trier.de/db/journals/ets/ets12.html#GrafKL09>>. Citado na página 19.

GRAF, S.; KINSHUK, C. A Flexible Mechanism for Providing Adaptivity Based on Learning Styles in Learning Management Systems. **In 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies**, p. 30–34, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 24.

GRAF, S.; LIU, T.-C.; KINSHUK. Interactions between students learning styles, achievement and behaviour in mismatched courses. **In Proceedings of the International Conference on Cognition and Exploratory Learning in Digital Age (CELDA 2008)**, v. 03, p. 223–230, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 62 e 63.

GRAFF, S.; LIN, T.; KINSHUK, C. Analysing the Relationship between Learning Styles and Cognitive Traits. **In Advanced Learning Technologies, ICALT**, p. 235–239, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 21.

GRANDBASTIEN, M. **Teaching Expertise is at the Core of ITS Research**. [S.l.]: International journal of Artificial Intelligence in Education, 1999. 335-349 p. Citado na página 55.

GUELPELI M., R. C. e. O. N. Utilização de aprendizagem por reforço para modelagem autônoma do aprendiz em um tutor inteligente. **In Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, v. 1, p. 465–474, 2003. Citado na página 59.

HAIDER, M.; SINHA, A.; CHAUDHARY, B. An Investigation of relationship between learning styles and performance of learners. **International Journal of Engineering Science and Technology**, v. 2, n. 7, p. 2813–2819, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 85.

HALL, B. **Web-Based Training Cookbook**. Nova York: John Wiley e Sons, 1997. Citado na página 32.

- HELIC, D.; HRASTNIK, J.; MAURER, H. An Analysis of Application of Business Process Management Technology in E-Learning Systems. In **Proceedings of E-Learn**, AACE, Charlottesville, USA, p. 2937–2942, 2005. Citado na página 18.
- HONEY, P.; MUMFORD, A. **The manual of learning styles**. 3^a. ed. London: Peter Honey Publications, 1992. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 66.
- IGLESIAS, A. et al. Learning teaching strategies in an adaptive and intelligent educational system through reinforcement learning. **Applied Intelligence**, v. 31, n. 1, p. 89–106, 2009. Citado 5 vezes nas páginas 47, 48, 49, 57 e 62.
- IMS. **Global Learning Consortium (IMS)**. 2015. Disponível em: <<http://www.msglobal.org/aboutims.html>>. Citado na página 18.
- JAIN, R. **Art of Computer Systems Performance Analysis Techniques For Experimental Design Measurements Simulation And Modeling**. [S.l.: s.n.], 1991. Citado 2 vezes nas páginas 86 e 87.
- JONASSEN, D. H. The physics tutor: integrating hypertext and expert systems. **Journal of Educational Tecnology Systems**, v. 22, n. 1, p. 19–28, 1993. Citado na página 53.
- JONES, C.; REICHARD, C.; MOKHTARI, K. Are Students Learning Styles Discipline Specific? **Community College Journal of Research and Practice**, v. 27, n. 5, p. 363–375, 2003. Citado na página 63.
- JÚNIOR, J. F. R. **A taxonomia de objetivos educacionais: um manual para o usuário**. 2. ed. [S.l.]: Editora Universitária de Brasília, 1997. Citado na página 26.
- JUNIOR, J. J. B. de S.; PEREIRA, D. M. V. G.; LOPES, J. E. de G. Análise das Habilidades Cognitivas Requeridas dos Candidatos ao Cargo de Contador na Administração Pública Federal, Utilizando-se de Indicadores Fundamentados na Visão da Taxonomia de Bloom. **Revista Contabilidade e Finanças.**, v. 19, n. 46, p. 108–121, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S1519-70772008000100009>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- KEARSLEY, G. Artificial intelligence and instruction: applications and methods. In: **Overview**. California: Addison-Wesley Publishing Company, 1987. p. 3–10. Citado na página 53.
- KEEFE, J. Learning style: An overview. in Keefe, J.W., ed., **Student Learning Styles: Diagnosing and Prescribing Programs**, Reston, Va., 1979. Citado na página 24.
- KENSKI, V. M. Novas tecnologias. O redimensionamento do espaço e do tempo e os impactos no trabalho docente. **XX Reunião Anual da ANPEd**, Caxambu, 1997. Citado na página 34.
- KIM, J. et al. Web Information Systems and Mining: International Conference, WISM 2011, Taiyuan, China, September 24-25, 2011, Proceedings, Part II. In: _____. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011. cap. Development of LMS/LCMS (Contents Link Module) Real-Time Interactive in Videos for Maximizing the Effect of Learning, p. 444–451. ISBN 978-3-642-23982-3. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-23982-3_54>. Citado na página 18.

KINSHUK; LIU, T.; GRAF, S. Coping with Mismatched Courses: Students' behaviour and performance in courses mismatched to their learning styles. **Educational Technology Research and Development**, v. 57, n. 6, p. 739–752, 2009. Citado 7 vezes nas páginas 20, 25, 26, 62, 63, 70 e 85.

KOLB, D. e. a. **Experiential learning: Experience as the source of learning and development**. NJ: Prentice-Hall Englewood Cliffs, 1984. Citado na página 24.

KRATHWOHL, D. A revision of Bloom's taxonomy: An overview. **Theory into practice**, v. 41, n. 4, p. 212–218, 2002. Citado 4 vezes nas páginas 27, 60, 61 e 87.

KURI, N. P. **Tipos de Personalidade e Estilos de Aprendizagem: Proposições para o Ensino de Engenharia**. Tese (Doutorado) — Tese Doutorado – Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2004. Citado na página 24.

KURZWEIL, R. **The Age of Intelligent Machines**. [S.l.]: MIT Press, 1990. Citado na página 41.

LAI, H. S. **Learning style and personality types: identification and comparison of hospitality students in Taiwan and the United States**. Tese (Doutorado) — Tese (PHD) – Graduate Faculty of Texas Tech University, Lubbock, 2003. Citado na página 18.

LARMAN, C. **Applying UML and Patterns: An Introduction to Object-Oriented Analysis and Design and the Unified Process**. 2ª. ed. [S.l.]: Prentice Hall, 2010. Citado na página 72.

LUCCI, S.; KOPEC, D. **Artificial Intelligence in the 21st Century: A living Introduction**. 1ª ed.. ed. Dulles, VA: David Pallai, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 39, 40 e 41.

MAIA, W. de A. **Percepção e Inteligência Artificial - Conceitos, Considerações e Arquitetura**. 1ª. ed. São Paulo: Biblioteca 24 Horas, 2012. Citado na página 46.

MARCONDES, V. P. P.; KIENBAUM, G. S.; CARVALHO, S. V. A Tecnologia de Workflow como Importante Ferramenta de Apoio para a Modelagem, Gestão e Melhoria Contínua do Processo em Educação a Distância. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 13, n. 2, p. 9–20, 2008. Citado na página 18.

MARION, J. C.; MARION, A. L. C. **Metodologias de ensino na área de negócios: para cursos de administração, gestão, contabilidade e MBA**. 1ª ed.. ed. São Paulo: Atlas, 2006. Citado na página 18.

MAROTO, M. L. M. Educação a Distância: aspectos conceituais. **CEAD**, Rio de Janeiro, n. nº 8, 1995. Citado na página 17.

MARTINS, C. et al. User Modeling in Adaptive Hypermedia Educational Systems. **Educational Technology & Society**, v. 11, n. 1, p. 194–207, 2008. Disponível em: <<http://dblp.uni-trier.de/db/journals/ets/ets11.html#MartinsFCC08>>. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 62.

MARTINS, M. F.; BIANCHI, R. A. C. Comparação de Desempenho de Algoritmos de Aprendizado por Reforço no Domínio de Futebol de Robôs. 2014. Citado na página 48.

- MELO, A. C. **Desenvolvendo aplicações com UML 2.2: Do conceitual a implementação**. 3ª. ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2010. Citado na página 72.
- MENDEL, J. M.; MCLAREN, E. W. **Adaptive, Learning, and Pattern recognition Systems; Theory and Applications**. [S.l.]: New York Academic Press, 1970. 287–318 p. Citado na página 45.
- MEYN, S.; TWEEDIE, R.; GLYNN, P. **Markov chains and stochastic stability**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 50 e 51.
- MOLIN, S. I. L. **Novas Tecnologias na Educação: Transformações da Prática Pedagógica no Discurso do Professor**. Tese (Doutorado) — Dissertação (Mestrado) — Universidade do Vale do Itajaí, Santa Catarina, 2010. Citado na página 33.
- MONTEIRO, L. H. A. **Sistemas Dinâmicos**. 2ª. ed. São Paulo: Livraria da Física, 2006. Citado na página 49.
- MOORE, M. G.; KEARSLEY, G. **Educação a Distância: Uma Visão Integrada**. São Paulo: Cengage Learning, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 29, 30 e 31.
- MORAN, J. M.; SALGADO, M. U. C.; AMARAL, A. L. As Múltiplas Formas do Aprender. In: **Tecnologias da Educação: Ensinando e Aprendendo com as TICs: guia do cursista**. Ministério da Educação, Secretaria de Educação à Distância, Brasília, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 33.
- MYERS, I.; MCCAULLEY, M. **Manual: A guide to the development and use of the Myers-Briggs Type Indicator**. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, 1985. Citado na página 24.
- NWANA, H. S. Intelligent Tutoring Systems: an overview. **Artificial Intelligence Review**, p. 251–277, 1990. Citado 3 vezes nas páginas 53, 54 e 55.
- ONU. **Declaração Universal dos Direitos Humanos**. [S.l.]: Assembleia Geral das Nações Unidas (resolução 217 A III), 1948. Citado na página 29.
- ONU. **Pacto Internacional de Direitos Econômicos, Sociais e Culturais**. [S.l.]: XXI Sessão da Assembleia Geral das Nações Unidas, 1966. Citado na página 29.
- OTTONI, A. L. C. et al. Análise do Desempenho do Aprendizado por Reforço na Solução do Problema do Caixeiro Viajante. **XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI)**, 2015. Citado na página 48.
- PALAZZO, L. Sistemas de hipermídia adaptativa. In **Anais do XXII Congresso da Sociedade Brasileira de Computação**, SBC, Florianópolis, 1992. Citado na página 56.
- PAPANIKOLAOU K., G. M. M. G. e. K. H. Towards new forms of knowledge communication: the adaptive dimension of a web-based learning environment. **Computers and Education**, v. 4, n. 39, p. 333–360, 2002. Citado na página 56.
- PAPERT, S. **Construtivism: A new opportunity for elementary science education: proposta para a National Science Foundation**. Massachusetts, EUA: [s.n.], 1987. Citado na página 38.

- PATRUS, R. et al. O Ensino da Sustentabilidade e Ética nos Negócios com a Taxonomia de Bloom. **Administração: Ensino e Pesquisa**, Rio de Janeiro, v. 13, n. 4, p. 763–803, 2012. ISSN 2177-6083. Citado na página 26.
- PETERS, O. **A educação a distância em transição: tendências e desafios**. São Leopoldo, RS: [s.n.], 2009. Citado 5 vezes nas páginas 30, 31, 32, 33 e 53.
- PIMENTAL, C. J. L. **Comunicação Digital**. Rio de Janeiro: Brasport, 2007. Citado na página 50.
- POLYA, G. **How to solve it : a new aspect of mathematical method**. [S.l.]: Princeton University Press, 1971. Citado na página 41.
- PONTES, R. **Inteligência Artificial nos Investimentos**. 1ª ed.. ed. [S.l.]: Clube dos Autores, 2011. Citado na página 41.
- POOLE, D.; MACKWORTH, A. K.; GOEBEL, R. **Computational intelligence: A logical approach**. [S.l.]: Oxford University Press, 1998. Citado na página 41.
- POOLE, D. L.; MACKWORTH, A. K. **Artificial Intelligence - Foundations of Computational Agents**. 1ª ed.. ed. [S.l.]: Cambridge University Press, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 41, 42 e 43.
- PRETI, O. Educação a Distância: uma prática educativa mediadora e mediatizada. In: PRETI, Oreste. Educação a distância: inícios e indícios de um percurso. **NEAD/IE**, Cuibá, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 30.
- PRICE, L. Individual differences in learning: Cognitive control, cognitive style, and learning style. **Educational Psychology**, v. 24, n. 5, p. 681–698, 2004. Citado na página 19.
- PRIMO, A. F. T. Ferramentas de interação na web: travestindo o ensino tradicional ou potencializando a educação através da cooperação? **RIBIE**, Viña del Mar, Chile, 2000. Citado na página 17.
- RAPHAEL, B. **The thinking computer**. 1ª ed.. ed. San Francisco, CA: W. H. Freeman, 1976. Citado na página 39.
- RAPUANO, S.; ZOINO, F. A learning management system including laboratory experiments on measurement instrumentation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 55, n. 5, p. 1757–1766, 2006. ISSN 0018-9456. Citado na página 18.
- RICE, W. H. Moodle e-learning course development. A complete guide to successful learning using Moodle. **Packt Publishing**, 2006. Citado na página 37.
- RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. 3ª ed.. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. ISBN 978-85-352-3701-6. Citado 8 vezes nas páginas 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47 e 48.
- SALGUEIRO, F. et al. Redefinition Of Basic Modules Of An Intelligent Tutoring. **The Tutor Module Workshop ITS's on the WWW, 8th World Conference of the AIED Society**, p. 18–22, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 53 e 55.

- SANCHO, J. M.; HERNÁNDEZ, F. **Tecnologias para Transformar a Educação**. Porto Alegre: Artmed, 2006. Citado 3 vezes nas páginas 33, 35 e 36.
- SANGINETO E., C. N. G. M. e. M. A. Adaptive course generation through learning styles representation. **Universal Access in the Information Society**, v. 7, n. 1, p. 1–23, 2008. Citado na página 18.
- SANTANA, O. A.; ENCIMAS, J. I. Pedagogia Construtivista na Disciplina Metodológica da Pesquisa Florestal, com a Utilização do Ambiente Virtual de Aprendizagem Moodle. **Revista de Ensino de Engenharia**, v. 26, n. 2, p. 8–14, 2007. Citado na página 17.
- SANTOS, C. T. dos; OSORIO, F. S. Um Ambiente Virtual Inteligente e Adaptativo para a Educação a Distância. **XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, 2008. Citado na página 56.
- SANTOS, O.; BOTICARIO, J. Recommendation strategies for promoting e-Learning performance factors for all. In **6th Workshop on Intelligent Techniques for Web Personalization and Recommender Systems in conjunction with The 23rd AAI Conference on Artificial Intelligence**, 2008. Citado na página 70.
- SELF, J. A. Artificial Intellingence Tools in Education. In: **Student models: what use are they?** [S.l.: s.n.], 1990. p. 3–14. Citado na página 54.
- SHERSTOV, A. A.; STONE, P. Function approximation via tile coding: Automating parameter choice. In **J.D. Zucker and I. Saitta**, editors, SARA 2005, p. 194–205, 2005. Citado na página 45.
- SILVA, D. M. D. **O impacto dos Estilos de Aprendizagem no Ensinode Contabilidade na FEA-RP/USP**. Tese (Doutorado) — Dissertação - Departamento de Contabilidade, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2006. Citado na página 18.
- STUMPF, P. V. Os efeitos da cibercultura na educação. **Revista de Educação**, v. 13, 2010. Citado na página 21.
- SUTTON, R.; BARTO, A. **Reinforcement Learning: An Introduction**. London: MIT Press, 1998. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 47.
- SUTTON, R. S.; BARTO, A. G.; WILLIAMS, R. J. Reinforcement learning is direct adaptative optimal control. In **Proc. Of the American Control Conference**, p. 2143–2146, 1991. Citado na página 46.
- TEZANOS, J. F. **La sociedad dividida, Estructuras de clases y desigualdades en las sociedades tecnológicas**. Madrid: Biblioteca Nueva, 1992. Citado na página 33.
- THOMPSON, J. **Student modeling in an intelligent tutoring system**. Tese (Doutorado) — Faculty of the Graduate School of Engineering of the Air Force Institute of Technology., 1996. Citado na página 75.
- THORNDIKE, E. L. **Animal Intelligence**. [S.l.]: Darien, 1911. Citado na página 46.
- VIDAL, I. M. G.; ENCINOSA, L. J. B. Sistemas de hipermedia adaptativa en un entorno educativo: generalidades y tendencias. **Cofin Habana**, n. 2, p. 66–71, 2012. ISSN 2073-6061. Citado na página 57.

VIRVOU, M.; MANOS, K.; KATSIONIS, G. An evaluation agent that simulates students' behaviour in intelligent tutoring systems. In: **Systems, Man and Cybernetics, 2003. IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 5, p. 4872–4877 vol.5. ISSN 1062-922X. Citado na página [70](#).

WATKINS, C. J.; DAYAN, P. Q-Learning. **Machine Learning**, v. 3/4, n. 8, p. 279–292, 1992. Citado na página [47](#).

WENGER, E. **Artificial intelligence and tutoring systems : computational and cognitive approaches to the communication of knowledge**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1987. Citado na página [55](#).

WINSTON, P. H. **Artificial Intelligence**. [S.l.]: Addison-Wesley, 1992. Citado na página [41](#).

Apêndices

APÊNDICE A – EXPERIMENTOS COMPLEMENTARES

Neste apêndice são apresentados os experimentos considerando valores de EA gerados aleatoriamente em todas as dimensões do FSLSM. São testes complementares que simulam uma situação na qual o estudante é submetido a um questionário psicométrico podendo, através da imprecisão da auto-avaliação, gerar modelos corretos ou não.

Assim como na [subseção 2.5.3.4](#), os testes foram divididos em duas etapas ([seção A.1](#) e [seção A.2](#)), variando os níveis de preferências dos EA do estudante. As abordagens, os parâmetros dos testes e a carga de trabalho seguiram as mesmas definições mencionadas na [seção 4.1](#):

- Taxa de aprendizagem: $\alpha = 0,5$.
- Rmax: $\alpha = 0,2$.
- Número de testes: 100.
- Desempenho mínimo no processo de aprendizagem para atualização: 60%.
- Desempenho máximo no processo de aprendizagem para atualização: 95%.
- Modelo Estudante: Foi inicializado com valores de EA gerados aleatoriamente, seguindo uma distribuição uniforme. A cada CEA, foi gerado ME diferente e o mesmo submetido às três abordagens sem qualquer tipo de distinção. Houve total igualdade de condições antes da execução.

A.1 Teste 1

Na primeira etapa dos testes, foi definido um estudante com os seguintes níveis de preferências: forte na dimensão Processamento, forte na dimensão Percepção, moderada na dimensão Entrada e leve na dimensão Organização. O ME inicial não foi apresentado, pois foi inicializado com valores dos estilos gerados aleatoriamente.

A definição específica dos estilos de aprendizagem para as quatro dimensões é realizada na execução dos casos de testes. Para cada carga de trabalho, haverá dezesseis combinações de alunos com características diferentes. Os detalhes serão comentados nas próximas seções.

A.1.1 Carga de Trabalho de 15 conceitos

Na [Tabela 36](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r , utilizando as três abordagens citadas anteriormente.

Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

Tabela 36 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	18,85±3,94 18,20~19,50	78,25±1,56 77,99~78,51	14,62±3,69 14,01~15,23	80,35±2,07 80,00~80,69	12,13±4,94 11,31~12,95	81,89±2,49 81,48~82,31
2	A, S, VI, G	8,11±3,22 7,58~8,65	82,24±1,47 82,00~82,48	6,42±2,50 6,00~6,84	83,46±1,35 83,23~83,68	3,58±2,22 3,21~3,95	83,84±1,38 83,62~84,07
3	A, S, VE, SEQ	21,63±3,68 21,02~22,24	76,76±1,42 76,52~77,00	18,98±4,01 18,31~19,65	78,46±1,93 78,14~78,78	18,40±4,34 17,68~19,12	78,59±2,16 78,23~78,95
4	A, S, VE, G	19,36±3,65 18,75~19,97	77,14±1,27 76,92~77,35	16,92±3,77 16,29~17,55	78,43±1,69 78,15~78,71	16,92±3,98 16,25~17,58	77,67±1,59 77,40~77,93
5	A, I, VI, SEQ	18,03±3,80 17,40~18,66	78,40±1,39 78,16~78,62	14,56±3,27 14,02~15,10	80,50±1,59 80,23~80,76	14,03±3,31 13,48~14,58	80,51±1,82 80,21~80,81
6	A, I, VI, G	8,45±2,58 8,02~8,88	84,08±1,45 83,84~84,32	4,19±2,01 3,86~4,52	87,84±1,47 87,59~88,08	2,48±1,88 2,17~2,79	89,99±2,20 89,62~90,35
7	A, I, VE, SEQ	10,37±2,77 9,91~10,83	81,72±1,17 81,52~81,91	6,50±2,10 6,15~6,85	85,00±1,62 84,73~85,27	4,77±2,54 4,35~5,19	85,20±1,98 84,87~85,53
8	A, I, VE, G	7,38±2,50 6,96~7,79	84,89±1,38 84,66~85,11	4,60±2,17 4,24~4,96	87,79±1,38 87,56~88,02	2,23±1,99 1,93~2,53	89,94±1,99 89,61~90,27
9	R, S, VI, SEQ	6,42±2,24 6,05~6,79	85,45±1,22 85,25~85,65	2,68±1,51 2,42~2,93	89,44±1,29 89,22~89,65	0,95±1,16 0,76~1,14	91,99±1,39 91,76~92,22
10	R, S, VI, G	14,50±3,40 13,94~15,07	80,42±1,39 80,19~80,65	10,56±3,31 10,01~11,11	82,80±1,79 82,50~83,09	8,63±3,69 8,02~9,24	84,05±2,37 83,65~84,44
11	R, S, VE, SEQ	20,88±3,97 20,22~21,54	77,44±1,45 77,20~77,68	16,80±4,00 16,14~17,46	79,44±2,09 79,10~79,79	16,80±4,21 16,10~17,50	79,31±2,24 78,94~79,68
12	R, S, VE, G	16,45±3,13 15,93~16,97	79,32±1,13 79,13~79,51	11,90±2,41 11,50~12,30	82,15±1,54 81,90~82,41	11,29±3,07 10,78~11,80	82,55±2,27 82,18~82,93
13	R, I, VI, SEQ	20,87±4,20 20,17~21,57	76,68±1,14 76,49~76,87	18,34±3,57 17,75~18,93	78,07±1,54 77,82~78,32	17,76±4,40 17,03~18,49	77,46±1,65 77,18~77,73
14	R, I, VI, G	8,47±2,63 8,03~8,91	83,78±1,32 83,56~84,00	3,74±1,95 3,42~4,06	88,14±1,53 87,89~88,40	1,99±1,67 1,71~2,27	90,61±1,99 90,28~90,94
15	R, I, VE, SEQ	11,72±2,70 11,27~12,17	81,44±1,45 81,20~81,68	7,74±2,58 7,31~8,18	84,59±1,88 84,28~84,90	5,85±2,58 5,42~6,28	85,80±2,31 85,42~86,19
16	R, I, VE, G	15,98±3,07 15,47~16,49	78,29±1,23 78,09~78,49	14,43±3,37 13,87~14,99	79,45±1,47 79,20~79,69	11,68±3,63 11,08~12,28	79,80±1,84 79,50~80,11

A [Tabela 37](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 37](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 38](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 38](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade relativa da Abordagem III. Na grande maioria dos casos a Abordagem III mostrou-se melhor, havendo algumas indefinições quanto à melhor estratégia e apenas dois casos favoráveis à Abordagem II na métrica

Tabela 37 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	3,41~5,05 (Abordagem II)	-2,52~-1,67 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	1,01~2,37 (Abordagem II)	-1,54~-0,90 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	1,75~3,55 (Abordagem II)	-2,11~-1,29 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	1,49~3,39 (Abordagem II)	-1,67~-0,93 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	2,62~4,32 (Abordagem II)	-2,43~-1,78 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	3,70~4,82 (Abordagem II)	-4,11~-3,41 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	3,30~4,44 (Abordagem II)	-3,62~-2,94 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	2,24~3,32 (Abordagem II)	-3,23~-2,57 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	3,30~4,18 (Abordagem II)	-4,30~-3,68 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	3,15~4,73 (Abordagem II)	-2,74~-2,02 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	3,09~5,07 (Abordagem II)	-2,43~-1,58 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	3,90~5,20 (Abordagem II)	-3,15~-2,52 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	1,66~3,40 (Abordagem II)	-1,69~-1,10 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	4,21~5,25 (Abordagem II)	-4,70~-4,04 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	3,38~4,58 (Abordagem II)	-3,55~-2,74 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	0,68~2,42 (Abordagem II)	-1,51~-0,81 (Abordagem II)

Desempenho. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 38 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	1,45~3,53 (Abordagem III)	-2,09~-1,01 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	2,28~3,40 (Abordagem III)	-0,68~-0,10 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	-0,39~1,55 (Indefinido)	-0,60~0,34 (Indefinido)
4	A, S, VE, G	-1,00~1,00 (Indefinido)	0,36~1,18 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	-0,19~1,25 (Indefinido)	-0,39~0,37 (Indefinido)
6	A, I, VI, G	1,25~2,17 (Abordagem III)	-2,62~-1,68 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	1,16~2,30 (Abordagem III)	-0,62~0,21 (Indefinido)
8	A, I, VE, G	1,87~2,87 (Abordagem III)	-2,58~-1,72 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	1,42~2,04 (Abordagem III)	-2,87~-2,23 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	1,09~2,78 (Abordagem III)	-1,76~-0,74 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	-0,95~0,95 (Indefinido)	-0,36~0,62 (Indefinido)
12	R, S, VE, G	0,02~1,19 (Abordagem III)	-0,80~-0,00 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	-0,31~1,47 (Indefinido)	0,26~0,97 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	1,30~2,20 (Abordagem III)	-2,90~-2,05 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	1,31~2,47 (Abordagem III)	-1,68~-0,75 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	2,00~3,50 (Abordagem III)	-0,74~0,03 (Indefinido)

A.1.2 Carga de Trabalho de 30 conceitos

Na [Tabela 39](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

Tabela 39 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	20,54±4,18 19,85~21,23	82,96±1,05 82,79~83,14	11,66±3,37 11,10~12,22	86,93±1,32 86,71~87,15	9,69±3,27 9,15~10,23	87,76±1,55 87,51~88,02
2	A, S, VI, G	19,29±3,99 18,63~19,95	83,05±1,15 82,86~83,24	9,94±2,73 9,49~10,39	87,47±1,18 87,28~87,67	6,70±3,22 6,17~7,24	88,50±1,65 88,23~88,77
3	A, S, VE, SEQ	28,13±4,27 27,42~28,84	80,57±1,07 80,40~80,75	19,05±3,79 18,42~19,68	84,10±1,40 83,87~84,33	19,29±3,58 18,70~19,88	83,59±1,51 83,34~83,84
4	A, S, VE, G	26,29±4,52 25,54~27,04	81,13±1,15 80,94~81,32	17,15±3,93 16,50~17,80	85,04±1,24 84,84~85,25	16,82±4,50 16,07~17,57	85,24±1,75 84,94~85,53
5	A, I, VI, SEQ	22,52±4,14 21,83~23,21	82,46±1,14 82,27~82,64	14,50±4,30 13,79~15,21	85,21±1,37 84,99~85,44	10,43±4,56 9,67~11,19	86,41±1,41 86,18~86,65
6	A, I, VI, G	14,69±3,37 14,13~15,25	84,86±1,07 84,68~85,04	7,93±2,79 7,47~8,39	88,12±1,34 87,90~88,34	5,15±2,84 4,68~5,62	89,47±1,73 89,18~89,76
7	A, I, VE, SEQ	21,13±3,19 20,60~21,66	82,58±1,00 82,41~82,74	15,10±3,99 14,44~15,76	84,87±1,21 84,67~85,07	10,54±4,12 9,86~11,22	86,49±1,26 86,28~86,70
8	A, I, VE, G	7,81±2,78 7,35~8,27	87,43±0,84 87,29~87,57	2,82±2,00 2,49~3,15	90,88±0,98 90,72~91,04	1,29±1,47 1,05~1,53	92,42±1,24 92,21~92,63
9	R, S, VI, SEQ	27,69±4,28 26,98~28,40	80,31±0,97 80,15~80,47	19,00±3,85 18,36~19,64	83,74±1,51 83,49~83,99	19,18±4,77 18,38~19,96	83,34±1,51 83,09~83,59
10	R, S, VI, G	30,39±4,01 29,72~31,06	79,94±0,92 79,78~80,09	21,98±3,22 21,45~22,51	83,18±1,14 82,99~83,37	22,16±3,85 21,52~22,80	83,31±1,41 83,07~83,54
11	R, S, VE, SEQ	11,43±2,63 10,99~11,87	86,22±0,79 86,09~86,36	6,11±2,49 5,70~6,52	88,81±1,36 88,58~89,04	3,41±1,98 3,07~3,73	90,22±1,55 89,96~90,48
12	R, S, VE, G	28,04±4,34 27,32~28,76	80,50±1,03 80,33~80,67	18,83±3,57 18,24~19,42	83,94±1,16 83,75~84,14	19,32±4,10 18,64~20,00	83,07±1,68 82,79~83,34
13	R, I, VI, SEQ	19,49±3,64 18,89~20,10	82,65±0,92 82,50~82,80	10,01±2,77 9,55~10,47	86,77±1,09 86,59~86,96	7,64±2,84 7,17~8,11	86,86±1,87 86,55~87,17
14	R, I, VI, G	26,30±3,85 25,66~26,30	80,49±1,04 80,32~80,49	17,71±3,36 17,15~17,71	83,75±1,29 83,54~83,75	18,15±4,40 17,42~18,15	82,17±1,59 81,91~82,17
15	R, I, VE, SEQ	31,46±5,80 30,50~32,42	80,03±1,36 79,80~80,26	23,14±4,41 22,41~23,87	83,52±1,49 83,28~83,77	22,84±4,68 22,06~23,62	83,87±1,57 83,61~84,13
16	R, I, VE, G	21,31±3,47 20,73~21,89	81,83±1,01 81,66~81,99	13,18±3,64 12,58~13,78	85,67±1,41 85,43~85,90	11,95±3,46 11,38~12,53	85,60±1,70 85,31~85,88

A [Tabela 40](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 40](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 41](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 41](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade relativa da Abordagem III. Na grande maioria dos casos a Abordagem III mostrou-se melhor, havendo algumas indefinições quanto à melhor estratégia e apenas três casos favoráveis à Abordagem II na métrica Desempenho. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 40 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

	EA _r	Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	7,92~9,83 (Abordagem II)	-4,25~-3,68 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	8,54~10,16 (Abordagem II)	-4,70~-4,15 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	8,19~9,97 (Abordagem II)	-3,81~-3,24 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	8,17~10,11 (Abordagem II)	-4,17~-3,66 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	7,02~9,03 (Abordagem II)	-3,06~-2,46 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	6,02~7,51 (Abordagem II)	-3,55~-2,97 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	5,22~6,84 (Abordagem II)	-2,55~-2,04 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	4,44~5,54 (Abordagem II)	-3,65~-3,25 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	7,74~9,64 (Abordagem II)	-3,71~-3,15 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	7,53~9,29 (Abordagem II)	-3,49~-3,00 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	4,77~5,88 (Abordagem II)	-2,84~-2,32 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	8,19~10,24 (Abordagem II)	-3,72~-3,17 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	8,76~10,20 (Abordagem II)	-4,34~-3,91 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	7,77~9,42 (Abordagem II)	-3,54~-2,97 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	7,11~9,53 (Abordagem II)	-3,84~-3,14 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	7,28~8,99 (Abordagem II)	-4,14~-3,54 (Abordagem II)

Tabela 41 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

	EA _r	Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	1,18~2,76 (Abordagem III)	-1,17~-0,50 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	2,52~3,96 (Abordagem III)	-1,38~-0,67 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	-0,96~0,48 (Indefinido)	0,19~0,83 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	-0,70~1,36 (Indefinido)	-0,59~0,20 (Indefinido)
5	A, I, VI, SEQ	3,13~5,01 (Abordagem III)	-1,52~-0,88 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	2,11~3,45 (Abordagem III)	-1,68~-1,02 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	3,64~5,48 (Abordagem III)	-1,90~-1,34 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	1,13~1,93 (Abordagem III)	-1,81~-1,28 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	-1,19~0,85 (Indefinido)	0,04~0,76 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	-1,05~0,69 (Indefinido)	-0,44~0,19 (Indefinido)
11	R, S, VE, SEQ	2,16~3,26 (Abordagem III)	-1,78~-1,04 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	-1,39~0,41 (Indefinido)	0,54~1,22 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	1,73~3,01 (Abordagem III)	-0,42~0,25 (Indefinido)
14	R, I, VI, G	-1,37~0,49 (Indefinido)	1,24~1,92 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	-0,82~1,42 (Indefinido)	-0,74~0,04 (Indefinido)
16	R, I, VE, G	0,42~2,04 (Abordagem III)	-0,29~0,42 (Indefinido)

A.1.3 Carga de Trabalho de 60 conceitos

Na [Tabela 42](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r, utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

A [Tabela 43](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Tabela 42 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	33,58±5,19 32,72~34,44	84,46±0,88 84,31~84,61	20,05±5,78 19,09~21,01	87,35±1,39 87,12~87,58	16,53±5,99 15,54~17,52	87,67±1,34 87,44~87,89
2	A, S, VI, G	33,96±4,99 33,13~34,79	83,97±0,92 83,82~84,12	18,59±3,35 18,04~19,15	87,81±0,76 87,68~87,94	16,93±3,81 16,30~17,56	87,82±1,05 87,65~88,00
3	A, S, VE, SEQ	21,95±4,06 21,28~22,62	86,05±0,79 85,92~86,18	8,78±2,54 8,36~9,20	89,82±0,65 89,72~89,93	4,09±1,96 3,77~4,42	91,37±0,89 91,22~91,51
4	A, S, VE, G	33,98±5,15 33,13~34,84	84,19±0,84 84,05~84,32	17,14±3,89 16,49~17,79	88,07±0,79 87,94~88,20	16,31±4,89 15,50~17,12	88,33±1,13 88,15~88,52
5	A, I, VI, SEQ	40,98±6,24 39,94~42,02	83,40±0,89 83,25~83,54	23,89±4,36 23,16~24,61	87,30±0,76 87,17~87,42	22,35±4,66 21,58~23,12	87,78±1,00 87,62~87,95
6	A, I, VI, G	29,87±5,10 29,02~30,72	84,88±0,96 84,72~85,04	12,22±3,70 11,61~12,83	89,31±0,76 89,19~89,44	9,00±3,65 8,39~9,61	90,32±0,96 90,16~90,48
7	A, I, VE, SEQ	30,39±5,35 29,50~31,28	84,78±0,91 84,63~84,93	13,91±4,04 13,24~14,58	88,92±0,88 88,77~89,07	10,81±3,64 10,21~11,41	89,92±0,95 89,76~90,08
8	A, I, VE, G	35,55±5,22 34,67~36,41	84,00±0,98 83,84~84,17	19,31±4,38 18,58~20,04	88,11±0,86 87,97~88,26	16,74±5,21 15,88~17,60	88,84±1,23 88,64~89,04
9	R, S, VI, SEQ	25,88±4,65 25,11~26,65	85,66±0,80 85,52~85,79	14,67±5,53 13,75~15,59	88,40±1,42 88,16~88,63	9,31±4,17 8,62~10,00	89,20±1,51 88,95~89,45
10	R, S, VI, G	20,06±3,39 19,50~20,62	86,36±0,67 86,25~86,47	7,74±2,44 7,34~8,15	90,18±0,59 90,08~90,27	3,40±2,16 3,04~3,76	91,76±0,95 91,60~91,92
11	R, S, VE, SEQ	10,05±3,55 9,46~10,64	89,32±0,64 89,21~89,43	4,07±3,16 3,55~4,60	91,64±0,92 91,49~91,80	1,61±2,01 1,28~1,94	93,11±1,10 92,93~93,30
12	R, S, VE, G	27,67±5,03 26,84~28,51	85,41±0,87 85,27~85,56	12,32±4,77 11,53~13,11	89,22±1,19 89,02~89,42	8,02±4,18 7,33~8,71	90,29±1,71 90,01~90,58
13	R, I, VI, SEQ	34,16±4,81 33,36~34,96	84,41±0,98 84,25~84,57	18,48±4,48 17,74~19,22	88,06±1,02 87,90~88,23	15,18±3,49 14,60~15,76	89,26±1,07 89,08~89,44
14	R, I, VI, G	38,31±5,49 37,40~39,22	83,61±0,88 83,46~83,75	22,48±3,95 21,83~23,14	87,51±0,90 87,36~87,66	21,04±3,99 20,38~21,70	87,96±0,88 87,81~88,10
15	R, I, VE, SEQ	24,72±4,93 23,90~25,54	85,85±0,89 85,71~86,00	9,11±2,81 8,64~9,58	90,04±0,62 89,94~90,14	3,54±2,74 3,09~3,99	92,23±0,97 92,07~92,39
16	R, I, VE, G	31,93±4,95 31,11~32,75	84,61±0,83 84,48~84,75	20,23±4,90 19,42~21,04	87,31±1,30 87,09~87,52	16,76±4,82 15,96~17,56	87,97±1,32 87,75~88,19

Ao analisar os dados da [Tabela 43](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 44](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 44](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade relativa da Abordagem III. Na grande maioria dos casos a Abordagem III mostrou-se melhor, havendo algumas indefinições quanto à melhor estratégia e apenas um caso favorável à Abordagem II na métrica Desempenho. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância e também contribui na melhor adaptação do conteúdo didático.

A.2 Teste 2

Na primeira etapa dos testes, foi definido um estudante com os seguintes níveis de preferências: forte na dimensão Processamento, forte na dimensão Percepção,

Tabela 43 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	12,24~14,83 (Abordagem II)	-3,16~-2,62 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	14,35~16,39 (Abordagem II)	-4,05~-3,63 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	12,35~13,99 (Abordagem II)	-3,93~-3,62 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	15,74~17,94 (Abordagem II)	-4,08~-3,70 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	15,86~18,34 (Abordagem II)	-4,09~-3,71 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	16,60~18,70 (Abordagem II)	-4,64~-4,24 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	15,38~17,58 (Abordagem II)	-4,36~-3,93 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	15,15~17,31 (Abordagem II)	-4,33~-3,89 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	10,01~12,41 (Abordagem II)	-3,00~-2,48 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	11,68~12,96 (Abordagem II)	-3,97~-3,66 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	5,23~6,73 (Abordagem II)	-2,51~-2,14 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	14,20~16,50 (Abordagem II)	-4,04~-3,57 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	14,60~16,77 (Abordagem II)	-3,90~-3,41 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	14,74~16,92 (Abordagem II)	-4,09~-3,71 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	14,62~16,60 (Abordagem II)	-4,35~-4,02 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	10,56~12,84 (Abordagem II)	-2,96~-2,43 (Abordagem II)

Tabela 44 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	2,02~5,03 (Abordagem III)	-0,65~0,02 (Indefinido)
2	A, S, VI, G	0,79~2,53 (Abordagem III)	-0,23~0,20 (Indefinido)
3	A, S, VE, SEQ	4,17~5,22 (Abordagem III)	-1,72~-1,36 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	-0,16~1,82 (Indefinido)	-0,48~-0,03 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	0,49~2,57 (Abordagem III)	-0,69~-0,28 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	2,45~3,99 (Abordagem III)	-1,21~-0,80 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	2,11~4,09 (Abordagem III)	-1,24~-0,77 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	1,50~3,64 (Abordagem III)	-0,97~-0,48 (Abordagem III)
9	R, S, VI, SEQ	4,21~6,51 (Abordagem III)	-1,13~-0,48 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	3,78~4,90 (Abordagem III)	-1,76~-1,40 (Abordagem III)
11	R, S, VE, SEQ	1,84~3,08 (Abordagem III)	-1,71~-1,23 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	3,25~5,35 (Abordagem III)	-1,41~-0,73 (Abordagem III)
13	R, I, VI, SEQ	-1,46~-0,93 (Abordagem III)	2,36~4,24 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	0,51~2,37 (Abordagem III)	-0,66~-0,24 (Abordagem III)
15	R, I, VE, SEQ	4,91~6,23 (Abordagem III)	-2,38~-2,01 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	2,39~4,55 (Abordagem III)	-0,98~-0,35 (Abordagem III)

moderada na dimensão Entrada e leve na dimensão Organização. O ME inicial não foi apresentado, pois foi inicializado com valores dos estilos gerados aleatoriamente.

A definição específica dos estilos de aprendizagem para as quatro dimensões é realizada na execução dos casos de testes. Para cada carga de trabalho, haverá dezesseis combinações de alunos com características diferentes. Os detalhes serão comentados nas próximas seções.

A.2.1 Carga de Trabalho de 15 conceitos

Na [Tabela 45](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r , utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

Tabela 45 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA_r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	7,81±2,00 7,48~8,14	83,44±1,11 83,26~83,62	5,92±1,94 5,60~6,24	85,30±1,41 85,06~85,53	4,73±2,34 4,34~5,12	86,19±2,00 85,86~86,53
2	A, S, VI, G	15,10±2,65 14,66~15,54	78,18±1,09 78,00~78,36	12,86±2,81 12,39~13,33	79,27±1,44 79,03~79,51	12,68±3,31 12,13~13,23	79,36±1,73 79,08~79,65
3	A, S, VE, SEQ	9,32±2,32 8,94~9,71	81,44±1,34 81,21~81,66	6,78±2,38 6,39~7,18	83,71±1,94 83,38~84,03	5,18±2,58 4,75~5,61	83,24±2,02 82,90~83,57
4	A, S, VE, G	6,52±1,98 6,19~6,85	83,60±1,13 83,42~83,79	4,37±1,75 4,08~4,66	85,58±1,54 85,33~85,84	2,46±1,66 2,18~2,74	86,49±2,39 86,10~86,89
5	A, I, VI, SEQ	0,77±0,83 0,63~0,91	88,61±1,03 88,44~88,78	0,88±0,95 0,72~1,04	89,26±1,14 89,07~89,45	0,23±0,47 0,15~0,31	89,84±0,99 89,67~90,00
6	A, I, VI, G	8,78±2,49 8,37~9,19	82,22±1,47 81,97~82,46	6,06±1,94 5,74~6,38	84,90±1,55 84,64~85,16	4,35±2,62 3,92~4,79	85,51±2,38 85,12~85,91
7	A, I, VE, SEQ	5,75±1,84 5,44~6,06	84,30±1,05 84,12~84,48	3,83±1,85 3,52~4,14	86,17±1,36 85,94~86,40	1,45±1,28 1,24~1,66	87,93±1,46 87,69~88,17
8	A, I, VE, G	10,18±2,19 9,82~10,54	80,16±1,31 79,94~80,38	8,54±2,27 8,16~8,92	81,56±1,45 81,32~81,80	7,64±2,03 7,30~7,98	81,51±1,92 81,19~81,83
9	R, S, VI, SEQ	12,77±2,37 12,38~13,16	79,17±1,35 78,94~79,39	10,55±3,11 10,03~11,07	80,94±1,82 80,64~81,24	9,29±3,78 8,66~9,92	81,35±2,49 80,94~81,77
10	R, S, VI, G	13,38±2,96 12,89~13,87	79,43±1,12 79,25~79,62	11,73±2,54 11,31~12,15	80,74±1,21 80,54~80,94	11,39±3,41 10,83~11,96	80,54±1,69 80,26~80,82
11	R, S, VE, SEQ	10,20±2,35 9,81~10,59	80,12±1,16 79,93~80,31	7,97±2,19 7,61~8,33	81,37±1,51 81,12~81,62	5,96±2,07 5,62~6,30	81,77±1,94 81,45~82,10
12	R, S, VE, G	6,62±2,16 6,26~6,98	80,96±1,25 80,76~81,17	5,38±2,39 4,98~5,78	81,62±1,37 81,40~81,85	2,83±1,79 2,53~3,13	81,60±1,69 81,32~81,88
13	R, I, VI, SEQ	13,33±2,70 12,88~13,78	78,70±1,24 78,50~78,91	11,47±2,55 11,05~11,89	79,66±1,69 79,38~79,94	10,04±3,13 9,52~10,56	79,22±1,87 78,91~79,53
14	R, I, VI, G	9,90±2,88 9,42~10,38	78,58±1,21 78,38~78,78	8,00±2,62 7,56~8,44	79,18±1,31 78,96~79,40	4,01±2,25 3,64~4,38	79,48±1,40 79,25~79,71
15	R, I, VE, SEQ	1,39±1,12 1,20~1,58	90,58±0,79 90,45~90,71	0,63±0,84 0,49~0,77	91,97±0,84 91,83~92,11	0,09±0,29 0,04~0,14	93,85±0,69 93,73~93,96
16	R, I, VE, G	13,32±2,73 12,87~13,77	80,08±1,25 79,87~80,29	10,24±2,28 9,86~10,62	82,20±1,78 81,91~82,50	10,04±2,48 9,63~10,45	82,06±1,96 81,74~82,39

A [Tabela 46](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 46](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade quase unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 47](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Tabela 46 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	1,46~2,32 (Abordagem II)	-2,15~-1,57 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	1,68~2,80 (Abordagem II)	-1,39~-0,80 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	1,98~3,10 (Abordagem II)	-2,64~-1,90 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	1,68~2,62 (Abordagem II)	-2,30~-1,66 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	-0,31~0,09 (Indefinido)	-0,90~-0,40 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	2,19~3,25 (Abordagem II)	-3,06~-2,31 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	1,49~2,35 (Abordagem II)	-2,12~-1,62 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	1,15~2,13 (Abordagem II)	-1,72~-1,09 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	1,59~2,85 (Abordagem II)	-2,15~-1,38 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	0,99~2,32 (Abordagem II)	-1,56~-1,05 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	1,71~2,75 (Abordagem II)	-1,61~-0,89 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	0,70~1,78 (Abordagem II)	-0,96~-0,37 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	1,27~2,45 (Abordagem II)	-1,30~-0,61 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	1,28~2,52 (Abordagem II)	-0,88~-0,31 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	0,55~0,98 (Abordagem II)	-1,58~-1,21 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	2,48~3,69 (Abordagem II)	-2,49~-1,76 (Abordagem II)

Ao analisar os dados da [Tabela 47](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade relativa da Abordagem III. Na grande maioria dos casos a Abordagem III mostrou-se melhor, havendo algumas indefinições quanto à melhor estratégia e apenas um caso favorável à Abordagem II na métrica Desempenho. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 47 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 15 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	0,70~1,68 (Abordagem III)	-1,29~-0,50 (Abordagem III)
2	A, S, VI, G	-0,53~0,89 (Indefinido)	-0,44~0,26 (Indefinido)
3	A, S, VE, SEQ	1,01~2,19 (Abordagem III)	0,01~0,93 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	1,45~2,37 (Abordagem III)	-1,42~-0,39 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	0,47~0,83 (Abordagem III)	-0,84~-0,32 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	1,133~2,29 (Abordagem III)	-1,07~-0,16 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	2,02~2,74 (Abordagem III)	-2,06~-1,46 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	0,42~1,38 (Abordagem III)	-0,33~0,43 (Indefinido)
9	R, S, VI, SEQ	0,47~2,05 (Abordagem III)	-0,90~0,06 (Indefinido)
10	R, S, VI, G	-0,31~0,99 (Indefinido)	-0,14~0,54 (Indefinido)
11	R, S, VE, SEQ	1,54~2,48 (Abordagem III)	-0,80~-0,01 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	2,06~3,04 (Abordagem III)	-0,306~0,36 (Indefinido)
13	R, I, VI, SEQ	0,71~2,15 (Abordagem III)	0,01~0,87 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	3,42~4,56 (Abordagem III)	-0,606~0,00 (Indefinido)
15	R, I, VE, SEQ	0,40~0,68 (Abordagem III)	-2,054~-1,69 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	-0,39~0,79 (Abordagem III)	-0,30~0,57 (Indefinido)

A.2.2 Carga de Trabalho de 30 conceitos

Na [Tabela 48](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r , utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

Tabela 48 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA_r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	12,42±2,67 11,98~12,86	83,78±1,13 83,60~83,97	7,41±2,54 6,99~7,83	86,42±1,19 86,22~86,61	5,03±2,80 4,57~5,49	86,77±1,91 86,46~87,09
2	A, S, VI, G	8,38±2,05 8,04~8,72	86,66±0,76 86,540~86,79	3,16±1,73 2,87~3,45	90,78±0,77 90,65~90,91	1,64±1,47 1,40~1,88	91,98±1,27 91,77~92,19
3	A, S, VE, SEQ	14,19±3,14 13,67~14,71	82,82±0,96 82,66~82,98	9,83±2,99 9,33~10,33	85,16±1,20 84,96~85,36	6,56±3,69 5,95~7,17	85,78±1,70 85,50~86,06
4	A, S, VE, G	21,06±3,52 20,48~21,65	80,90±1,11 80,71~81,08	16,01±3,31 15,46~16,56	83,37±1,50 83,12~83,62	14,75±3,55 14,16~15,34	82,73±1,58 82,47~82,99
5	A, I, VI, SEQ	4,34±1,65 4,07~4,61	88,73±0,59 88,64~88,83	2,66±1,91 2,34~2,98	90,41±1,47 90,17~90,66	1,13±1,18 0,94~1,33	91,59±1,65 91,31~91,86
6	A, I, VI, G	8,03±2,46 7,62~8,44	86,21±1,13 86,02~86,40	4,00±2,03 3,66~4,34	89,42±1,50 89,17~89,67	1,84±1,47 1,60~2,08	89,80±2,06 89,46~90,15
7	A, I, VE, SEQ	14,57±2,69 14,12~15,02	83,36±0,79 83,23~83,49	9,73±2,80 9,27~10,19	85,32±1,09 85,14~85,50	7,94±3,46 7,37~8,52	86,26±1,42 86,03~86,50
8	A, I, VE, G	23,51±2,63 23,07~23,95	80,76±0,98 80,59~80,92	17,76±2,84 17,29~18,23	83,15±1,25 82,94~83,35	18,62±3,35 18,06~19,18	82,60±1,41 82,37~82,83
9	R, S, VI, SEQ	5,85±2,31 5,47~6,23	88,18±0,78 88,05~88,30	1,76±1,44 1,52~2,00	91,75±0,82 91,61~91,88	0,74±0,94 0,58~0,90	93,16±0,85 93,020~93,30
10	R, S, VI, G	14,71±2,90 14,23~15,19	83,59±1,09 83,41~83,78	8,08±2,32 7,70~8,47	87,01±1,40 86,78~87,25	7,13±3,34 6,58~7,69	87,18±1,73 86,89~87,46
11	R, S, VE, SEQ	8,87±2,47 8,46~9,28	86,14±0,91 85,98~86,29	3,96±1,87 3,65~4,27	89,55±1,34 89,33~89,78	2,36±1,81 2,06~2,66	90,13±2,10 89,78~90,48
12	R, S, VE, G	28,33±3,36 27,77~28,89	80,40±1,04 80,23~80,57	21,04±3,54 20,45~21,63	83,86±1,460 83,62~84,10	21,63±4,04 20,96~22,30	83,98±1,53 83,72~84,23
13	R, I, VI, SEQ	13,89±3,12 13,37~14,41	82,70±0,91 82,55~82,86	8,23±2,95 7,74~8,72	85,06±1,10 84,88~85,24	5,10±3,23 4,56~5,64	85,92±1,83 85,62~86,22
14	R, I, VI, G	16,30±3,04 15,80~16,81	83,57±1,13 83,39~83,76	9,59±2,30 9,21~9,97	87,45±1,52 87,20~87,70	9,08±3,12 8,56~9,60	87,49±1,53 87,23~87,74
15	R, I, VE, SEQ	14,12±2,97 13,63~14,61	83,22±1,00 83,05~83,38	8,64±2,93 8,15~9,13	85,80±1,10 85,62~85,99	5,63±3,35 5,07~6,19	86,26±1,71 85,98~86,55
16	R, I, VE, G	25,81±3,41 25,24~26,38	80,59±1,08 80,41~80,77	20,54±2,86 20,07~21,02	83,25±1,41 83,02~83,49	20,91±2,89 20,43~21,39	83,71±1,59 83,45~83,97

A [Tabela 49](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 49](#), é possível afirmar com 95% de confiança que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 50](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Tabela 49 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	4,45~5,57 (Abordagem II)	-2,90~-2,36 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	4,80~5,64 (Abordagem II)	-4,30~-3,93 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	3,68~5,04 (Abordagem II)	-2,59~-2,09 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	4,26~5,84 (Abordagem II)	-2,79~-2,17 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	1,28~2,08 (Abordagem II)	-1,96~-1,40 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	3,49~4,57 (Abordagem II)	-3,51~-2,92 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	4,22~5,46 (Abordagem II)	-2,19~-1,74 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	5,14~6,36 (Abordagem II)	-2,65~-2,13 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	3,61~4,57 (Abordagem II)	-3,77~-3,37 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	6,01~7,25 (Abordagem II)	-3,71~-3,13 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	4,36~5,46 (Abordagem II)	-3,69~-3,15 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	6,48~8,10 (Abordagem II)	-3,76~-3,16 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	4,93~6,39 (Abordagem II)	-2,59~-2,12 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	6,09~7,33 (Abordagem II)	-4,20~-3,56 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	4,84~6,12 (Abordagem II)	-2,84~-2,33 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	4,54~6,00 (Abordagem II)	-2,96~-2,37 (Abordagem II)

Ao analisar os dados da [Tabela 50](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade relativa da Abordagem III. Na grande maioria dos casos a Abordagem III mostrou-se melhor, havendo algumas indefinições quanto à melhor estratégia e apenas três casos favoráveis à Abordagem II, um em Problema de Aprendizagem e dois no Desempenho. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 50 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 30 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	1,72~3,04 (Abordagem III)	-0,73~0,02 (Indefinido)
2	A, S, VI, G	1,12~1,92 (Abordagem III)	-1,44~-0,97 (Abordagem III)
3	A, S, VE, SEQ	2,43~4,11 (Abordagem III)	-0,97~-0,27 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	0,52~2,00 (Abordagem III)	0,26~1,02 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	1,17~1,89 (Abordagem III)	-1,57~-0,77 (Abordagem III)
6	A, I, VI, G	1,75~2,57 (Abordagem III)	-0,81~0,05 (Indefinido)
7	A, I, VE, SEQ	1,05~2,53 (Abordagem III)	-1,25~-0,63 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	-1,58~-0,14 (Abordagem II)	0,23~0,86 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	0,75~1,29 (Abordagem III)	-1,61~-1,22 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	0,25~1,65 (Abordagem III)	-0,532~0,21 (Indefinido)
11	R, S, VE, SEQ	1,16~2,04 (Abordagem III)	-0,99~-0,17 (Abordagem III)
12	R, S, VE, G	-1,40~0,21 (Indefinido)	-0,45~0,20 (Indefinido)
13	R, I, VI, SEQ	2,40~3,86 (Abordagem III)	-1,23~-0,49 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	-0,07~1,09 (Indefinido)	-0,38~0,32 (Indefinido)
15	R, I, VE, SEQ	2,25~3,77 (Abordagem III)	-0,79~-0,13 (Abordagem III)
16	R, I, VE, G	-1,06~0,32 (Indefinido)	-0,82~-0,10 (Abordagem III)

A.2.3 Carga de Trabalho de 60 conceitos

Na [Tabela 51](#), são mostrados os resumos dos resultados obtidos, através das 100 execuções para cada EA_r , utilizando as três abordagens citadas anteriormente. Cada um dos 16 tipos de estudantes possíveis representa um caso de teste, que foram testados nas mesmas condições. Os resultados são apresentados no formato média, com o desvio padrão e, abaixo, o intervalo de confiança.

Tabela 51 – Resumo dos resultados na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA_r		Abordagem I		Abordagem II		Abordagem III	
		P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho	P. Aprend.	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	26,13±3,38 25,57~26,69	85,02±0,80 84,89~85,15	16,50±3,48 15,92~17,08	88,19±1,47 87,94~88,43	15,66±3,29 15,12~16,21	88,39±1,64 88,12~88,66
2	A, S, VI, G	25,42±2,71 24,97~25,87	85,00±0,72 84,88~85,11	13,34±2,83 12,87~13,81	88,72±0,80 88,59~88,86	12,71±3,40 12,15~13,28	88,68±1,08 88,50~88,86
3	A, S, VE, SEQ	16,62±2,63 16,18~17,06	86,78±0,73 86,66~86,90	9,05±2,72 8,60~9,51	89,27±1,53 89,02~89,53	6,20±3,07 5,69~6,71	89,82±1,55 89,56~90,08
4	A, S, VE, G	10,64±2,65 10,20~11,08	88,31±0,65 88,20~88,42	4,68±2,67 4,24~5,12	90,79±1,42 90,55~91,02	1,86±1,80 1,56~2,16	92,01±1,84 91,70~92,32
5	A, I, VI, SEQ	22,94±3,27 22,40~23,48	85,57±0,79 85,44~85,70	13,40±3,21 12,87~13,93	88,40±1,43 88,17~88,64	13,14±3,68 12,53~13,75	88,22±1,55 87,96~88,48
6	A, I, VI, G	20,08±2,69 19,63~20,56	86,33±0,73 86,21~86,45	9,73±2,79 9,27~10,19	89,72±1,05 89,54~89,89	8,30±2,66 7,86~8,74	90,41±1,33 90,19~90,63
7	A, I, VE, SEQ	19,13±2,94 18,64~19,62	86,05±0,73 85,93~86,17	10,99±2,71 10,54~11,44	88,45±1,46 88,21~88,69	9,56±3,52 8,98~10,14	88,91±1,43 88,67~89,15
8	A, I, VE, G	23,04±3,34 22,49~23,59	84,02±1,00 83,86~84,19	15,62±3,00 15,12~16,12	86,57±1,40 86,34~86,81	12,05±3,20 11,52~12,58	85,33±1,79 85,04~85,63
9	R, S, VI, SEQ	14,67±3,01 14,17~15,17	87,09±0,74 86,96~87,21	5,13±2,91 4,65~5,61	90,85±1,19 90,65~91,04	2,31±1,96 1,99~2,64	91,63±1,87 91,32~91,94
10	R, S, VI, G	24,62±2,86 24,15~25,10	84,55±0,84 84,41~84,69	15,68±3,20 15,15~16,21	86,71±1,12 86,52~86,90	14,17±4,17 13,48~14,86	86,82±1,01 86,66~86,99
11	R, S, VE, SEQ	19,31±3,32 18,76~19,86	85,89±0,83 85,76~86,03	9,78±2,85 9,31~10,25	88,90±1,45 88,66~89,14	7,49±2,90 7,01~7,97	89,01±1,64 88,74~89,28
12	R, S, VE, G	31,01±3,65 30,41~31,62	84,26±0,95 84,11~84,42	21,52±3,45 20,95~22,09	86,95±1,40 86,72~87,18	21,87±3,75 21,25~22,49	86,93±1,63 86,66~87,20
13	R, I, VI, SEQ	16,97±3,42 16,40~17,54	86,69±0,71 86,58~86,81	7,05±2,52 6,63~7,47	90,44±0,95 90,28~90,60	5,19±3,21 4,66~5,72	90,85±1,75 90,56~91,14
14	R, I, VI, G	27,87±3,67 27,26~28,48	84,48±0,91 84,32~84,63	18,45±3,51 17,87~19,03	87,39±1,39 87,15~87,62	18,42±3,13 17,90~18,94	87,13±1,35 86,90~87,35
15	R, I, VE, SEQ	20,90±3,96 20,24~21,56	85,75±0,87 85,61~85,90	11,75±3,19 11,22~12,28	88,91±1,43 88,67~89,15	10,29±3,70 9,68~10,90	88,76±1,70 88,48~89,04
16	R, I, VE, G	13,830±3,571 13,24~14,42	85,402±0,654 85,29~85,51	9,340±3,226 8,81~9,88	87,421±0,869 87,27~87,56	3,330±2,323 2,94~3,72	88,342±0,871 88,20~88,49

A [Tabela 52](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem I e II, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Ao analisar os dados da [Tabela 52](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade unânime da Abordagem II, reduzindo os problemas de aprendizagem e aumentando o desempenho do estudante. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

A [Tabela 53](#) apresenta a comparação entre as amostras da Abordagem II e III, exibindo o cálculo do intervalo de confiança e a síntese do melhor desempenho, segundo o método estatístico supracitado.

Tabela 52 – Comparação dos resultados entre a abordagem I e II na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	8,81~10,45 (Abordagem II)	-3,44~-2,89 (Abordagem II)
2	A, S, VI, G	11,39~12,77 (Abordagem II)	-3,91~-3,55 (Abordagem II)
3	A, S, VE, SEQ	6,90~8,24 (Abordagem II)	-2,79~-2,19 (Abordagem II)
4	A, S, VE, G	5,35~6,57 (Abordagem II)	-2,73~-2,29 (Abordagem II)
5	A, I, VI, SEQ	8,81~10,27 (Abordagem II)	-3,10~-2,57 (Abordagem II)
6	A, I, VI, G	9,67~11,04 (Abordagem II)	-3,61~-3,18 (Abordagem II)
7	A, I, VE, SEQ	7,40~8,88 (Abordagem II)	-2,67~-2,13 (Abordagem II)
8	A, I, VE, G	6,68~8,16 (Abordagem II)	-2,84~-2,27 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	8,85~10,23 (Abordagem II)	-3,99~-3,53 (Abordagem II)
10	R, S, VI, G	8,270~9,610 (Abordagem II)	-2,382~-1,934 (Abordagem II)
11	R, S, VE, SEQ	8,86~10,20 (Abordagem II)	-3,27~-2,74 (Abordagem II)
12	R, S, VE, G	8,64~10,34 (Abordagem II)	-2,96~-2,42 (Abordagem II)
13	R, I, VI, SEQ	9,25~10,59 (Abordagem II)	-3,95~-3,55 (Abordagem II)
14	R, I, VI, G	8,54~10,31 (Abordagem II)	-3,21~-2,61 (Abordagem II)
15	R, I, VE, SEQ	8,25~10,05 (Abordagem II)	-3,45~-2,87 (Abordagem II)
16	R, I, VE, G	3,65~5,33 (Abordagem II)	-2,20~-1,84 (Abordagem II)

Ao analisar os dados da [Tabela 53](#), é possível afirmar, com 95% de confiança, que em ambas as métricas houve superioridade relativa da Abordagem III. Na grande maioria dos casos a Abordagem III mostrou-se melhor, havendo algumas indefinições quanto à melhor estratégia e apenas um caso favorável à Abordagem II na métrica Desempenho. Esse fato comprova que a contribuição defendida na [seção 3.3](#) tem relevância na melhor adaptação do conteúdo didático.

Tabela 53 – Comparação dos resultados entre a abordagem II e III na execução da carga de trabalho de 60 conceitos.

EA _r		Problema Aprendizagem	Desempenho
1	A, S, VI, SEQ	0,08~1,60 (Abordagem III)	-0,59~0,19 (Indefinido)
2	A, S, VI, G	-0,19~1,45 (Indefinido)	-0,18~0,26 (Indefinido)
3	A, S, VE, SEQ	2,17~3,53 (Abordagem III)	-0,92~-0,18 (Abordagem III)
4	A, S, VE, G	2,29~3,35 (Abordagem III)	-1,61~-0,84 (Abordagem III)
5	A, I, VI, SEQ	-0,50~1,02 (Indefinido)	-0,14~0,50 (Indefinido)
6	A, I, VI, G	0,75~2,11 (Abordagem III)	-0,97~-0,42 (Abordagem III)
7	A, I, VE, SEQ	0,73~2,13 (Abordagem III)	-0,81~-0,10 (Abordagem III)
8	A, I, VE, G	2,86~4,28 (Abordagem III)	0,88~1,60 (Abordagem II)
9	R, S, VI, SEQ	2,23~3,41 (Abordagem III)	-1,17~-0,40 (Abordagem III)
10	R, S, VI, G	0,68~2,35 (Abordagem III)	-0,37~0,14 (Indefinido)
11	R, S, VE, SEQ	1,62~2,96 (Abordagem III)	-0,48~0,25 (Indefinido)
12	R, S, VE, G	-1,18~0,48 (Indefinido)	-0,34~0,38 (Indefinido)
13	R, I, VI, SEQ	1,20~2,52 (Abordagem III)	-0,740~-0,09 (Abordagem III)
14	R, I, VI, G	-0,77~0,83 (Indefinido)	-0,06~0,58 (Indefinido)
15	R, I, VE, SEQ	0,67~2,25 (Abordagem III)	-0,24~0,54 (Indefinido)
16	R, I, VE, G	5,32~6,70 (Abordagem III)	-1,12~-0,72 (Abordagem III)